



TESIS SS14 2501

***SMALL AREA ESTIMATION* PADA KASUS RESPON
MULTINOMIAL DENGAN PENDEKATAN
*HIERARCHICAL BAYES***

**(Aplikasi pada Proporsi Pengangguran menurut
Kategori Pengangguran di Pulau Kalimantan, 2015)**

IKA AYUNINGTYAS
NRP. 1315201718

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.
Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



TESIS SS14 2501

***SMALL AREA ESTIMATION ON MULTINOMIAL
RESPONSES USING *HIERARCHICAL BAYES****
(Case in Unemployment Proportion by Categories
in Kalimantan, 2015)

IKA AYUNINGTYAS
NRP. 1315201718

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.
Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.

MAGISTER PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017

**SMALL AREA ESTIMATION PADA KASUS RESPON
MULTINOMIAL DENGAN PENDEKATAN
HIERARCHICAL BAYES
(Aplikasi pada Proporsi Pengangguran menurut Kategori
Pengangguran di Pulau Kalimantan Tahun 2015)**

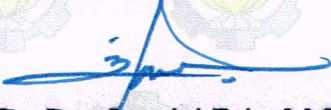
Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si)
di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Oleh:

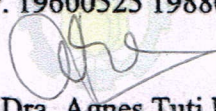
**IKA AYUNINGTYAS
NRP. 1315 201 718**

Tanggal Ujian : 10 Januari 2017
Periode Wisuda : Maret 2017

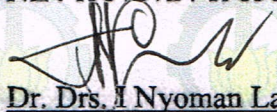
Disetujui oleh:


1. Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.
NIP. 19600525 198803 2 001

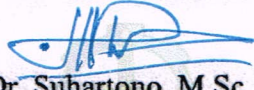
(Pembimbing I)


2. Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.
NIP. 19570724 198503 2 002


(Pembimbing II)


3. Dr. Drs. I Nyoman Latra, M.S.
NIP. 19511130 197901 1 001

(Penguji)


4. Dr. Suhartono, M.Sc.
NIP. 19710929 199512 1 001


(Penguji)


5. Dr. Pudji Ismartini, M.App.Stat.
NIP. 19710815 199312 2 002

(Penguji)

an. Direktur Program Pascasarjana
Asisten Direktur

Direktur Program Pascasarjana,


Prof. Dr. Ir. Sri Widada, M.Eng.
NIP. 19611021 198403 1 001

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.
NIP. 19601202 198701 1 001

**SMALL AREA ESTIMATION ON MULTINOMIAL
RESPONSE USING HIERARCHICAL BAYES
(Case in Unemployment Proportion by Categories in Kalimantan, 2015)**

By : Ika Ayuningtyas
Student Indentify Number : 1315201718
Supervisor : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si
Co-Supervisor : Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc

ABSTRACT

Small Area Estimation (SAE) is an alternative solution to solve the problems of limited sample and to produce better precision for estimating the smaller domain or area. Hierarchical Bayes (HB) is often used because it can produces a smaller Mean Square Error (MSE) than other methods and is best used for data discrete. Fay-Herriot model is the one of area-based model in SAE. This study will develop Fay-Herriot model for data with multinomial responses using HB. Multinomial Logit Mixed Model is used as linking model. The posterior distribution embodies both prior and observed data information. Parameters estimate obtained from the posterior distribution by using Markov chain Monte Carlo process. MCMC is used because it has complex numerical integration.

This method will be applied in unemployment case on Kalimantan. Information about unemployment obtained from Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas). Methodology of Sakernas is designed to estimate the macro indicators in the regency/city. If the result from Sakernas is used directly to estimate the unemployment proportion by categories, it will produce a quite large of standard error. The calculation using HB method results that variable mean years of schooling, economic growth and sex ratio are significantly influential to predict unemployment proportion by categories. Estimation using HB corrected some point of direct estimation and declined the CV. By using Jackknife, MSE in HB model in each categories produces a smaller value than the direct estimate.

Keywords: Hierarchical Bayes, Multinomial, Unemployment, *Small Area Estimation*

***SMALL AREA ESTIMATION PADA KASUS
RESPON MULTINOMIAL DENGAN PENDEKATAN
HIERARCHICAL BAYES***

**(Aplikasi pada Proporsi Pengangguran menurut Kategori Pengangguran
di Pulau Kalimantan, 2015)**

Nama Mahasiswa : Ika Ayuningtyas
NRP : 1315201718
Pembimbing : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si
Co-Pembimbing : Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc

ABSTRAK

Small Area Estimation (SAE) dapat dilakukan untuk mengatasi permasalahan mengenai keterbatasan sampel dalam melakukan estimasi pada wilayah atau domain yang lebih kecil karena akan menghasilkan standard error yang besar. SAE bertujuan untuk memperoleh estimasi dengan tingkat presisi yang tinggi pada wilayah kecil tersebut. Pendekatan *Hierarchical Bayes* (HB) sering digunakan karena dapat menghasilkan nilai MSE yang lebih kecil dibandingkan metode lainnya dan sangat baik digunakan untuk data diskret. Model Fay-Herriot merupakan salah satu model SAE berbasis area yang sering digunakan. Penelitian ini mengembangkan model Fay-Herriot untuk data dengan respon multinomial menggunakan pendekatan HB dengan *Multinomial Logit Mixed Model* sebagai *linking model*-nya. Penentuan *likelihood* dan distribusi *prior* menjadi sangat penting dalam menentukan distribusi *prior*nya. Estimasi parameter diperoleh dari distribusi *prior* dengan menggunakan proses *Markov chain Monte Carlo* (MCMC) karena memiliki integrasi numerik yang cukup kompleks.

Metode ini diterapkan pada kasus pengangguran di Pulau Kalimantan. Informasi tentang pengangguran diperoleh dari Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas). Metodologi Sakernas didesain untuk estimasi pada indikator makro sampai tingkat kabupaten/kota dan jika langsung digunakan untuk estimasi proporsi pengangguran menurut kategori pengangguran akan menghasilkan standar error yang tinggi. Dari hasil penghitungan SAE diperoleh variabel rata-rata lama sekolah, pertumbuhan ekonomi dan rasio jenis kelamin berpengaruh secara signifikan dalam memprediksi pengangguran menurut kategori di Pulau Kalimantan. Estimasi menggunakan metode HB telah mengoreksi beberapa titik dari estimasi langsung. Terjadi penurunan nilai koefisien variasi (CV) dari estimasi menggunakan model HB dibandingkan estimasi langsung. Dengan menggunakan metode Jackknife, nilai MSE pada model SAE menggunakan metode HB di setiap kategori menghasilkan nilai yang lebih kecil dibandingkan pada estimasi langsung.

Kata kunci: Hierarchical Bayes, Multinomial, Pengangguran, *Small Area Estimation*

Kupersembahkan kepada:

Alm. Bapak Masruchin dan Ibu Widiyaningsih
Kedua orang tuaku

Anang Subhan Efendi
Suami tercinta

Kayla Nashita Efendi
Kaysa Tiara Efendi
Janeeta Rahmatulhaniya Efendi
Putri-putriku tersayang

Terimakasih atas segala doa, cinta, dukungan, dan semangatnya.

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT karena atas berkat rahmat dan hidayah-Nya penulis diperkenankan menyelesaikan tesis yang berjudul **“*Small Area Estimation* pada Kasus Respon Multinomial dengan Pendekatan *Hierarchical Bayes* (Aplikasi pada Proporsi Pengangguran menurut Kategori Pengangguran di Pulau Kalimantan, 2015)”** sesuai waktu yang diharapkan.

Pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terimakasih dan penghargaan setinggi-tingginya kepada:

1. Badan Pusat Statistik (BPS) yang telah memberikan kesempatan serta beasiswa kepada penulis untuk melanjutkan program studi S2 di ITS.
2. Ibu Dr. Ismaini Zain, M.Si dan Ibu Dr. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc atas segala bimbingan, saran, masukan serta motivasi yang diberikan selama penyusunan tesis ini.
3. Bapak Dr. I Nyoman Latra, M.S., Bapak Dr. Suhartono, M.Sc, dan Ibu Dr. Pudji Ismartini, M.App. Stat selaku dosen penguji yang banyak memberikan saran dan koreksi atas penulisan tesin ini.
4. Bapak Ketua Jurusan Statistika, Bapak Ketua Program Studi Pascasarjana Statistika ITS beserta jajarannya atas fasilitas yang disediakan dan arahan selama proses studi.
5. Bapak Dr. Purhadi, M.Sc selaku dosen wali, seluruh Bapak/Ibu dosen pengajar yang telah memberikan ilmu dan pengamalan yang bermanfaat kepada penulis.
6. Dek Tami dan keluarga, Ibu dan Bapak mertua serta keluarga besarku atas segala doa dan dukungannya sehingga penulis berhasil menyelesaikan studi dengan baik.
7. Teman-teman BPS angkatan 9: Ervin (*special thank you for you*), Tiara, Mbak Kiki, Mbak Ika, Mbak Irva, Mbak Aty, Yuk Mety, Mbak Nunik, Mbak Risma, Mbak Lila, Mbak Dewi, Mas Agung, Bayu, Mas Dinu, Mas Leman, Mas Arif, Mas Bambang, Bang Node dan Mas Suko. Terimakasih

atas segala bantuan, kebersamaan, kelucuan dan kekompakan selama studi di ITS. Sangat senang bertemu kalian semua dan semoga kita bisa dipertemukan kembali pada kesempatan yang lebih baik.

8. Farida (teman seperjuangan, *special thank you for you*), dan teman-teman reguler angkatan 2015. Senang bertemu kalian dan terimakasih untuk keseruannya.
9. Mas Rindang, Mas Syahrul dan Mas Arip. Terimakasih atas bantuan ilmu dan diskusi yang mencerahkan.
10. Semua pihak yang telah membantu penyelesaian tesis ini.

Akhir kata, dengan segala kerendahan hati, penulis menyadari bahwa tesis ini jauh dari sempurna, segala kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi perbaikan tesis ini. Walaupun demikian, penulis berharap ilmu yang telah diperoleh menjadi barokah dan memberikan manfaat bagi pihak yang memerlukan. Semoga Allah SWT memberikan kebaikan untuk kita semua.

Surabaya, Januari 2017

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
ABSTRACT	iii
ABSTRAK	v
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
 BAB 1 PENDAHULUAN	 1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	6
1.4 Manfaat Penelitian	7
1.5 Batasan Masalah	7
 BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	 9
2.1 <i>Small Area Estimation</i>	9
2.1.1 Model Berbasis Level Area	10
2.1.2 Model Berbasis Level Unit	11
2.2 Konsep Bayesian pada SAE	12
2.2.1 Metode HB dalam SAE	14
2.2.2 HB untuk Data Binari	15
2.2.3 Distribusi <i>Prior</i>	16
2.2.4 <i>Marcov Chain Monte Carlo</i> (MCMC)	18
2.2.5 Gibbs Sampling	20
2.3 Koefisien Variasi	21
2.4 Estimasi <i>Mean Square Error</i> (MSE) <i>Jackknife</i>	21
2.5 Tinjauan Non Statistik	23
2.5.1 Konsep Pengangguran Terbuka	23
2.5.2 Variabel Penyerta yang mempengaruhi Pengangguran	24
2.5.3 Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas)	26
 BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	 27
3.1 Metode untuk Kajian Teori	27
3.2 Sumber Data	28
3.3 Variabel Penelitian	28
3.4 Aplikasi Model	29

BAB 4	HASIL DAN PEMBAHASAN	31
4.1	Estimasi Parameter <i>Multinomial Logit Mixed Model</i> dengan pendekatan <i>Hierarchical Bayes</i>	31
4.2	Aplikasi <i>Multinomial Logit Mixed Model</i> dengan pendekatan <i>Hierarchical Bayes</i> pada Proporsi Pengangguran menurut Kategori di Pulau Kalimantan	36
4.2.1	Gambaran Umum	36
4.2.2	Estimasi Proporsi Pengangguran menurut Kategori Pengangguran di Pulau Kalimantan	40
4.3	Pembahasan	59
BAB 5	KESIMPULAN DAN SARAN	63
5.1	Kesimpulan	63
5.2	Saran	65
	DAFTAR PUSTAKA	67
	LAMPIRAN	71
	BIOGRAFI PENULIS	811

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Distribusi PDRB terhadap Total PDRB 34 Provinsi Atas Dasar Harga Berlaku menurut Provinsi di Pulau Kalimantan, 2011 – 2015 (persen)	37
Tabel 4.2	Laju Pertumbuhan Ekonomi menurut Provinsi di Pulau Kalimantan, Tahun 2011 – 2015 (persen)	39
Tabel 4.3	Rata-Rata Lama Sekolah menurut Provinsi di Pulau Kalimantan, Tahun 2011 – 2015 (tahun)	39
Tabel 4.4	Statistik Deskriptif Variabel Prediktor	40
Tabel 4.5	Jumlah Sampel Pengangguran menurut Kategori	42
Tabel 4.6	Estimasi Langsung Proporsi Pengangguran menurut Kabupaten/Kota, Tahun 2015	44
Tabel 4.7	Estimasi Parameter Proporsi Pengangguran menurut Kategori	49
Tabel 4.8	Estimasi Proporsi Pengangguran menurut Kabupaten/Kota menggunakan metode HB, Tahun 2015	50

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Diagram Ketenagakerjaan	25
Gambar 4.1	Peta Pulau Kalimantan	36
Gambar 4.2	Perkembangan TPT Provinsi di Pulau Kalimantan dan TPT Indonesia, Tahun 2010 – 2015	38
Gambar 4.3	Jumlah sampel Pengangguran dan Persentase Sampel Pengangguran terhadap Sampel Sakernas	41
Gambar 4.4	Beberapa Contoh Trace Plot Parameter β dan σ	47
Gambar 4.5	Beberapa Contoh <i>Density Plot</i> Parameter β dan σ	48
Gambar 4.6	Beberapa Contoh Plot Autokorelasi Parameter β dan σ	48
Gambar 4.7a	Perbandingan Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes pada Kategori Mencari Pekerjaan	52
Gambar 4.7b	Perbandingan Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes pada Kategori Mempersiapkan Usaha	52
Gambar 4.7c	Perbandingan Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes pada Kategori Putus Asa	53
Gambar 4.7d	Perbandingan Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes pada Kategori Sudah Memiliki Pekerjaan namun Belum Mulai Bekerja	53
Gambar 4.8a	Perbandingan CV pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes Kategori Mencari Pekerjaan	54
Gambar 4.8b	Perbandingan CV pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes Kategori Mempersiapkan Usaha	55
Gambar 4.8c	Perbandingan CV pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes Kategori Putus Asa	55
Gambar 4.8d	Perbandingan CV pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes Kategori Sudah Memiliki Pekerjaan namun Belum Mulai Bekerja	56

Gambar 4.9a	Perbandingan MSE pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode <i>Hierarchical Bayes</i> Kategori Mencari Pekerjaan	57
Gambar 4.9b	Perbandingan MSE pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode <i>Hierarchical Bayes</i> Kategori Mempersiapkan Usaha	57
Gambar 4.9c	Perbandingan MSE pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode <i>Hierarchical Bayes</i> Kategori Putus Asa	58
Gambar 4.9d	Perbandingan MSE pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode <i>Hierarchical Bayes</i> Kategori Sudah Memiliki Pekerjaan namun Belum Mulai Bekerja	58

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1.	Jumlah Sampel Sakernas, Populasi Pengangguran, dan Jumlah Sampel Pengangguran, Hasil Olah Sakernas Agustus 2015	71
Lampiran 2.	Variabel Penjelas	722
Lampiran 3.	Syntax Metode Hierarchical Bayes	733
Lampiran 4.	Hasil Estimasi Parameter menggunakan metode HB	744

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Berbagai survei dilakukan dengan tujuan untuk menyediakan data statistik yang lengkap, cepat dan berkesinambungan. Survei lebih banyak dipilih dibandingkan dengan sensus karena beberapa alasan yaitu: biaya yang lebih kecil, membutuhkan waktu dan tenaga yang jauh lebih sedikit, kesalahan dari *sampling error* yang dapat diukur serta karakteristik atau variabel yang tercakup lebih banyak dan terinci. Estimasi dengan menggunakan data survei akan memberikan akurasi yang baik pada level terbatas sesuai desain samplingnya. Akan tetapi, karena keterbatasan sampel yang digunakan, data statistik yang dihasilkan hanya tersedia pada level yang terbatas, padahal beberapa dari pengguna data juga membutuhkan data statistik pada level yang lebih rendah atau mempunyai tingkat pembahasan yang lebih rinci.

Benavent dan Morales (2016) menyatakan bahwa estimasi secara langsung suatu indikator pada area kecil dengan jumlah sampel yang sedikit akan menyebabkan *sampling error* yang besar. Estimasi parameter dapat dilakukan sampai unit yang lebih kecil jika dilakukan penambahan sampel dari suatu survei, namun langkah ini biasanya terkendala dengan besarnya biaya yang diperlukan. Dengan demikian diperlukan suatu metode tidak langsung yang mampu mengatasi hal tersebut. *Small Area Estimation* (SAE) merupakan teknik yang sering digunakan dan diharapkan mampu menghasilkan presisi yang lebih baik untuk mengestimasi wilayah/domain yang lebih kecil. Estimasi dalam SAE didasarkan pada model, sehingga dibutuhkan informasi tambahan dari variabel yang memiliki hubungan dengan variabel yang sedang diamati yang disebut sebagai variabel penyerta (*auxiliary variable*).

Metode SAE sebenarnya telah lama diperkenalkan. Pada tahun 1979, Fay dan Herriot memperkenalkan model persamaan untuk mengestimasi suatu parameter pada wilayah kecil. *Small Area* (area kecil) yang dimaksud dapat berupa area geografis, seperti provinsi, kabupaten/kota, kecamatan,

kelurahan/desa, dan lain sebagainya atau dapat juga berupa kelompok sosial-demografi seperti jenis kelamin, tipe industri, ras, kelompok umur, dan sebagainya. Untuk kelompok sosial-demografi, area sering disebut domain. Sampai dengan saat ini, SAE telah banyak diimplementasikan di berbagai negara dan berbagai bidang, antara lain Rao (2003), Bleuer dkk (2007), Hidioglou (2007) dan Noviani (2016).

Model SAE dapat berupa model yang berbasis area maupun berbasis unit. Penggunaan model SAE berbasis level unit telah dilakukan antara lain oleh Molina dkk. (2007), Scealy (2010), López-Vizcaíno dkk. (2013), Rumiati (2012) dan Miranti (2015). SAE berbasis level area juga telah banyak dilakukan antara lain oleh Zhou dan You (2008), Noviani (2016) dan Juliyanto (2016).

Secara umum terdapat beberapa metode SAE yang sering digunakan antara lain *Empirical Best Linier Unbiased Prediction* (EBLUP), *Empirical Bayes* (EB) dan *Hierarchical Bayes* (HB) Estimation (Ghosh & Rao, 1994). Metode EBLUP dengan pendekatan *Linear Mixed Model* (LMM) sering digunakan dalam SAE untuk variabel respon yang bersifat kontinu dan telah diketahui mempunyai efisiensi yang baik dalam SAE (Chandra, Chambers, & Salvati, 2009). Jika variabel respon yang diteliti berasal dari data kategorik (biner atau cacahan) maka penggunaan LMM menjadi kurang tepat (Rao, 2003). EB dan HB merupakan metode yang lebih umum untuk digunakan dalam menangani SAE dengan data kategorik karena metode ini dapat diterapkan pada *Generalized Linear Mixed Model* (GLMM).

SAE dengan metode HB cenderung lebih disukai karena pembentukan model estimasinya menggabungkan informasi bukan hanya dari data sampel melainkan melibatkan informasi lain seperti data terdahulu atau dari pengetahuan lainnya. Metode HB dalam SAE misalnya digunakan oleh You (2008), Juliyanto (2016). Penggunaan SAE dengan HB menggunakan *unmatched sampling* dengan *linking models* juga telah dilakukan, misalnya oleh You dan Rao (2002) dan Sun (2015).

Pengembangan model pada SAE menggunakan pendekatan *Bayesian* pada umumnya masih difokuskan pada data kontinu, padahal data survei seringkali juga berbentuk data cacahan (diskrit) atau kategorik. Model SAE untuk data

cacahan kebanyakan mengasumsikan bahwa variabel respon yang menjadi perhatian berdistribusi Poisson (Maiti, 1997; Trevisani & Torelli, 2007). Model untuk data kategorik yang bersifat dikotomis umumnya menggunakan model Binomial dengan distribusi *prior* Beta atau Logit Normal misalnya Maiti (1997) dan Liu (2009). Selanjutnya model yang dapat diterapkan pada data kategorik yang bersifat politomis yaitu Multinomial.

Beberapa peneliti yang mengembangkan model Multinomial untuk SAE yaitu Molina dkk. (2007), Scealy (2010), López-Vizcaíno dkk. (2013), López-Vizcaíno dkk. (2015), Rumiati (2012) dan Miranti (2015). Penggunaan pendekatan klasik dengan *Multinomial Logit Mixed Model* dalam estimasi parameter pada respon multinomial telah digunakan oleh Molina dkk. (2007), Scealy (2010), López-Vizcaíno dkk. (2013), López-Vizcaíno dkk. (2015). Rumiati (2012) juga mengembangkan model SAE untuk respon multinomial yaitu dengan menggunakan *Multinomial Weighted Logit Mixed Model* dimana untuk mengestimasi parameter digunakan pendekatan *Empirical Bayes*. Miranti (2015) juga menggunakan model SAE berbasis unit dan *Multinomial Logit Mixed Model* sebagai model linking yang digunakan untuk estimasi parameter pada pendekatan *Hierarchical Bayes* (HB).

Zhou dan You (2008) membandingkan koefisien variasi (CV) dari hasil estimasi menggunakan HB dalam mengestimasi tingkat penyakit asma pada 20 wilayah kesehatan di provinsi British Columbia, Canada. Penelitian Zhou dan You menghasilkan kesimpulan bahwa estimasi menggunakan metode HB berhasil menurunkan nilai CV secara signifikan dari estimasi secara langsung. Penelitian Bukhari (2015) juga menyimpulkan bahwa estimasi menggunakan model HB memiliki penurunan koefisien variasi secara signifikan dari hasil estimasi secara langsung langsung pada estimasi indeks pendidikan di kabupaten Indramayu.

Teknik yang digunakan dalam SAE adalah untuk memperoleh estimasi dengan tingkat presisi yang tinggi pada area kecil tersebut dapat digambarkan oleh *Mean Square Error* (MSE) (Baíllo & Molina, 2009). Rao (2007) menjelaskan bahwa ketepatan model dalam SAE dengan kriteria bias sangat sulit dilakukan karena nilai parameter populasi pada wilayah kecil tidak diketahui, sehingga parameter populasi juga diestimasi melalui estimasi dari sampel yang

tersedia. Prasad dan Rao (1990), Datta dan Lahiri (2000) serta Datta, Rao, dan Smith (2005) dalam Rao (2007) menggunakan *Taylor linearization* untuk mengestimasi MSE yaitu untuk mengoreksi ketidakpastian akibat menduga parameter populasi menggunakan data sampel. Namun, Rao juga menyebutkan bahwa menduga MSE menggunakan *Taylor linearization* merupakan sesuatu yang kompleks dan sulit. Rao menyebutkan bahwa Jiang, Lahiri, dan Wan (2002) mengusulkan metode *Jackknife* untuk mengoreksi estimasi MSE. Estimasi nilai MSE untuk SAE menggunakan metode *Jackknife* juga digunakan oleh Rumiati (2012) dan Miranti (2015).

Sustainable Development Goals (SDGs) merupakan kerangka pembangunan baru yang mengakomodasi perubahan pasca selesainya *Millenium Development Goals* (MDGs) di tahun 2015. Tiga pilar yang diangkat pada SDGs yakni Human development, Socio-economic development, dan Environment development. Berdasarkan ketiga pilar tersebut, SDGs dijelaskan ke dalam 17 tujuan yang dituangkan dalam 169 indikator dimana salah satunya terkait pekerjaan dan pertumbuhan ekonomi. Indikator mengenai pekerjaan dan pertumbuhan ekonomi dituangkan pada tujuan ke delapan (*Goal 8*). SDGs mendorong pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan, tingkat produktivitas yang lebih tinggi dan inovasi teknologi. Penciptaan lapangan pekerjaan dan mendorong wirausaha merupakan kunci keberhasilan untuk mendukung tujuan ini. (UNDP, 2015)

Masalah pengangguran tidak hanya terkait dengan masalah ekonomi, tetapi berkaitan erat dengan masalah-masalah sosial. Tingginya tingkat pengangguran di suatu negara dapat memiliki dampak negatif pada keberlanjutan pembangunan nasional. Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) yang tersedia di Indonesia saat ini telah dihitung sampai dengan tingkat kabupaten/kota. Informasi mengenai pengangguran ini berasal dari Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas) yang diselenggarakan oleh BPS. Metodologi Sakernas didesain untuk keperluan estimasi pada indikator makro sampai dengan tingkat kabupaten/kota, namun jika data hasil Sakernas digunakan secara langsung untuk mengestimasi wilayah/domain yang lebih kecil (termasuk pembahasan yang lebih rinci) maka akan menghasilkan standard error yang cukup besar, sehingga hasil estimasi indikator menjadi kurang dipercaya.

Demikian pula dengan informasi mengenai kategori pengangguran berdasarkan definisi BPS (mencari pekerjaan, mempersiapkan usaha, merasa tidak mungkin mendapat pekerjaan, sudah punya pekerjaan tetapi belum mulai bekerja) masih jarang ditemukan. Jumlah sampel untuk masing-masing kategori untuk pengangguran di masing-masing kabupaten/kota dapat dikatakan belum memadai, sehingga estimasi langsung yang dihasilkan menjadi kurang akurat. Padahal informasi ini sangat bermanfaat bagi pemerintah daerah untuk mengatasi masalah pengangguran, misalnya berapa banyak penduduk di wilayah tersebut yang sedang mencari pekerjaan, atau berapa banyak penduduk yang telah putus asa untuk mendapatkan pekerjaan.

1.2 Rumusan Masalah

SAE merupakan salah satu solusi yang banyak diminati untuk mengatasi masalah estimasi pada wilayah yang kecil atau mempunyai tingkat pembahasan yang lebih rinci. Berbagai metode juga telah banyak dikembangkan pada teknik SAE, demikian pula untuk model SAE pada respon multinomial.

Selama ini model dasar SAE berbasis area yang secara luas sering digunakan termasuk untuk mengestimasi proporsi adalah model Fay-Herriot (Zhou & You, 2008). Model Fay-Herriot memiliki keterbatasan khususnya untuk memodelkan proporsi, yaitu pada linking model diasumsikan bahwa proporsi yang sebenarnya mengikuti distribusi normal padahal domain proporsi adalah pada daerah 0 dan 1. Distribusi *linking model* yang disarankan adalah distribusi logistik sebagaimana disarankan oleh Rao (2003), karena fungsi *logit* (P_i) akan menjamin bahwa estimasi dari proporsi P_i akan selalu jatuh pada daerah 0 dan 1.

Penggunaan pendekatan Hierarchical Bayes dianggap tepat dilakukan untuk data diskret dan juga memiliki *Mean Squared Error* yang lebih kecil jika dibandingkan metode BLUP (Ghosh & Rao, 1994). Keuntungan lain yang disampaikan Hajarisman (2013) yaitu inferensinya lebih jelas dan mudah karena inferensi Bayes sepadan dengan yang dilakukan pada teknik *frequentist* serta komputasi yang relatif mudah dengan menggunakan teknik MCMC.

Sehingga pada penelitian ini akan mengkaji tentang bagaimana memperoleh estimasi parameter dari model SAE berbasis area dan *Multinomial Logit Mixed Model* dengan pendekatan *Hierarchical Bayes*.

Informasi mengenai pengangguran, khususnya untuk keempat kategori pengangguran, yaitu mencari pekerjaan, mempersiapkan usaha, merasa tidak mungkin mendapat pekerjaan, serta sudah punya pekerjaan tetapi belum mulai bekerja juga masih belum tersedia. Salah satu alasan perlunya informasi pengangguran berdasarkan kategori tersebut yakni tersedianya informasi mengenai proporsi penganggur karena alasan “putus asa tidak mungkin mendapat pekerjaan” karena hal tersebut akan menjadi perhatian tentang bagaimana mengembalikan mereka kembali ke pasar kerja. (BPS, 2015). Sampel yang tersedia untuk melakukan estimasi pengangguran menurut kategori tersebut juga masih belum memadai sehingga estimasi secara langsung akan menghasilkan hasil yang kurang akurat.

Penggunaan model SAE berbasis area dan *Multinomial Logit Mixed Model* dengan pendekatan *Hierarchical Bayes* akan diaplikasikan untuk mengestimasi proporsi pengangguran sesuai kategori pengangguran di Pulau Kalimantan.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan permasalahan, tujuan dari penelitian ini antara lain.

1. Memperoleh estimasi parameter *Multinomial Logit Mixed Model* dengan pendekatan *Hierarchical Bayes*.
2. Mengaplikasikan *Multinomial Logit Mixed Model* dengan pendekatan *Hierarchical Bayes* untuk mengestimasi proporsi pengangguran pada kategori pengangguran di Pulau Kalimantan.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari hasil penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Memberikan informasi mengenai metode *Multinomial Logit Mixed Model* dengan pendekatan *Hierarchical Bayes* untuk estimasi parameter pada respon multinomial dan berupa proporsi pada wilayah/domain yang lebih kecil.
2. Tersedianya data atau indikator proporsi pengangguran untuk setiap kelompok pengangguran yang dapat dijadikan dasar untuk menyelesaikan masalah pengangguran pada setiap provinsi di Pulau Kalimantan.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi oleh beberapa hal, yaitu

1. Model SAE yang akan dibahas merupakan model berbasis level area.
2. Metode estimasi parameter menggunakan iterasi numerik karena penyelesaian persamaan secara analitik untuk model Bayes berbasis data biner sulit ditemukan.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Small Area Estimation*

Berbagai survei umumnya dirancang untuk mengestimasi parameter populasi untuk area yang besar, seperti level nasional atau provinsi dimana estimasi parameternya didasarkan pada desain sampling. Hal ini menyebabkan umumnya jumlah sampel kurang/tidak mencukupi untuk menghasilkan estimator langsung (*direct estimation*) yang akurat untuk estimasi area kecil, meskipun estimasi secara langsung ini mempunyai sifat yang tidak bias. Untuk menghadapi masalah ini diperlukan penggunaan data tambahan (seperti data sensus atau data yang berasal dari literatur atau penelitian sebelumnya) untuk mendapatkan estimator yang akurat atau dapat dipercaya melalui suatu model tertentu. Estimasi seperti ini disebut juga estimasi tidak langsung (*indirect estimation*), dalam arti bahwa estimasi tersebut mencakup data dari domain yang lain.

Rao (2003) menyatakan bahwa penggunaan model SAE memberikan beberapa keuntungan yaitu.

1. Diagnostik model dapat digunakan untuk mendeteksi kecocokan dengan data, misalkan menggunakan analisis sisaan.
2. Pengukuran presisi spesifik area dapat diasosiasikan dengan setiap estimasi di setiap area kecil.
3. Model linear campuran dengan pengaruh acak area–spesifik tetap dapat dilakukan, demikian juga untuk struktur data yang cukup kompleks misalkan struktur data time series atau spasial.
4. Pengembangan metode untuk model pengaruh acak dapat dimanfaatkan untuk mencapai akurasi dalam area kecil.

SAE memiliki dua jenis model dasar yaitu model berbasis level area dasar (*basic area level model*) dan model berbasis level unit dasar (*basic unit level model*) (Rao, 2003).

2.1.1 Model Berbasis Level Area

Model berbasis level area merupakan model yang didasarkan pada ketersediaan data pendukung yang hanya ada untuk level area tertentu. Misalkan terdapat suatu populasi dengan ukuran N yang terdiri dari M area kecil, dengan masing-masing area berukuran N_1, N_2, \dots, N_M disebut sebagai area atau domain. Jika ingin diperoleh rata-rata dari setiap area dengan variabel yang diamati pada unit ke- j untuk area ke- i adalah Y_{ij} , maka persamaanya dapat dituliskan

$$\mu_i = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} Y_{ij}}{N_i}, \text{ untuk } i = 1, 2, \dots, M.$$

Dalam rangka mendapatkan estimasi pada level area tertentu diambil sampel sebanyak n dari populasi dengan menggunakan metode sampling tertentu. Estimator langsung misal $\hat{\theta}_i$ merupakan estimator dari μ_i yang hanya menggunakan data sampel. Maka menurut Fay dan Herriot (1979) estimator langsung akan memberikan varians yang terlalu besar. Untuk mengurangi varians yang besar tersebut, Fay dan Herriot mengasumsikan bahwa $\theta_i = h(\mu_i)$ untuk beberapa $h(\cdot)$ dapat dihubungkan dengan data pendukung misalnya sejumlah p variabel prediktor yang diukur dari area kecil, yaitu $\mathbf{z}_i = (\mathbf{z}_{1i}, \mathbf{z}_{2i}, \dots, \mathbf{z}_{pi})^T$. Model linear yang menjelaskan hubungan tersebut dijelaskan pada persamaan (2.1).

$$\theta_i = \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\beta} + v_i, i = 1, 2, \dots, m \quad (2.1)$$

dengan $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$ adalah vektor koefisien regresi berukuran $p \times 1$, p merupakan banyaknya variabel prediktor, v_i adalah pengaruh acak area spesifik yang diasumsikan memiliki distribusi normal dengan mean sama dengan nol dan varians σ_v^2 .

Estimator θ_i dapat diketahui dengan mengasumsikan bahwa model estimator langsung telah tersedia yaitu pada persamaan (2.2).

$$\hat{\theta}_i = \theta_i + e_i \quad (2.2)$$

dengan $e_i \sim N(0, \sigma_e^2)$ dengan σ_e^2 diketahui.

Rao (2003) menjelaskan bahwa model SAE untuk level area terdiri dari dua komponen model yaitu komponen model estimasi langsung dan estimasi tidak langsung. Kombinasi model estimasi langsung (2.2) dan tak langsung (2.1) dikenal sebagai *Generalized Linear Mixed Model* yang dapat dituliskan seperti persamaan (2.3)

$$\hat{\theta}_i = \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\beta} + v_i + e_i \quad (2.3)$$

Model pada persamaan (2.3) dikenal sebagai **model Fay-Herriot**, dimana keragaman variabel respon di dalam area kecil diasumsikan dapat diterangkan oleh hubungan variabel respon dengan informasi tambahan yang disebut sebagai model pengaruh tetap. Selain itu terdapat komponen keragaman spesifik area kecil yang disebut sebagai komponen pengaruh acak area kecil. Gabungan dari dua asumsi tersebut membentuk model pengaruh campuran.

2.1.2 Model Berbasis Level Unit

Model berbasis level unit merupakan suatu model dimana data-data pendukung yang tersedia bersesuaian secara individu dengan data respon, misal $\mathbf{x}_{i_i} = (\mathbf{x}_{i_i 1}, \mathbf{x}_{i_i 2}, \dots, \mathbf{x}_{i_i})^T$ untuk setiap elemen ke- a pada area ke- i . Variabel respon y_{i_i} diasumsikan memiliki hubungan dengan x_{i_i} melalui model persamaan (2.4).

$$y_{i_i} = \mathbf{x}_{i_i}^T \boldsymbol{\beta} + v_i + e_{i_i}, \quad a = 1, 2, \dots, n_i, i = 1, 2, \dots, m \quad (2.4)$$

dengan $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$, p adalah banyaknya variabel prediktor, n_i merupakan banyaknya anggota rumah tangga/individu di area ke- i , m banyaknya area serta v_i adalah pengaruh acak area yang diasumsikan merupakan variabel acak bersifat *iid*.

$$e_{i_i} = k_{i_i} \times \tilde{e}_{i_i} \quad (2.5)$$

dengan k_{i_i} adalah konstanta dan \tilde{e}_{i_i} merupakan variabel acak yang bersifat *iid* dan bebas terhadap v_i , dimana $E_m(\tilde{e}_{i_i}) = 0$ dan $V_{\varepsilon}(\tilde{e}_{i_i}) = \sigma_{\varepsilon}^2$. v_i dan e_{i_i} seringkali diasumsikan memiliki distribusi peluang normal.

Perbedaan mendasar pada kedua model tersebut yaitu pada penggunaan data pendukung yang tersedia. Pada model SAE berbasis level area, data pendukung yang tersedia hanya untuk level area tertentu. Model ini menghubungkan estimator langsung dengan variabel penyerta dari domain lain untuk setiap area. Sedangkan model berbasis level unit mengasumsikan bahwa variabel penyerta yang tersedia bersesuaian secara individu dengan variabel respon.

Penelitian ini mengembangkan model berbasis level area, yakni model Fay-Herriot dengan pertimbangan ketersediaan data pada level unit hanya tersedia pada tahun-tahun pelaksanaan Sensus Penduduk sehingga sulit untuk melakukan estimasi pada tahun-tahun lainnya.

2.2 Konsep Bayesian pada SAE

Hajarisman (2013) menyatakan bahwa statistik Bayes berbeda dengan teori statistik klasik karena seluruh parameter yang tidak diketahui dipandang sebagai suatu variabel acak. Dalam teorema bayes, estimasi dilakukan dengan mempertimbangkan dan menggabungkan informasi baik dari sampel maupun informasi lain yang tersedia. Box dan Tiao (1973) menyatakan teorema Bayes didasarkan pada distribusi *prior* yang merupakan perpaduan antara distribusi *prior* (informasi masa lalu sebelum dilakukan observasi) dan data observasi yang digunakan untuk menyusun fungsi *Likelihood*.

Berdasarkan Teorema Bayes, apabila terdapat parameter yang diberikan oleh data observasi y , maka distribusi probabilitas untuk *prior* pada data y akan proporsional dengan perkalian antara distribusi *prior* dan fungsi *likelihood* yang diberikan oleh data y . Secara matematis dapat ditulis seperti pada persamaan (2.6).

$$f(\theta|y) = \frac{f(y|\theta)f(\theta)}{f(y)} \quad (2.6)$$

dengan $f(y)$ merupakan fungsi konstanta densitas, sehingga persamaan (2.6) dapat dinyatakan dalam bentuk proporsional seperti pada persamaan (2.7).

$$f(\theta|y) \propto f(y|\theta)f(\theta) \quad (2.7)$$

dengan $f(\theta|y)$ adalah distribusi *posterior* yang proporsional dengan perkalian antara *likelihood* $f(y|\theta)$ dan distribusi *prior* $f(\theta)$. Sehingga hubungan distribusi *prior* dengan distribusi *prior* dan *Likelihood* dapat ditulis sebagai berikut:

$$\text{Distribusi posterior} \propto \text{likelihood} \times \text{distribusi prior}$$

Fungsi *likelihood* $f(y|\theta)$ memiliki peran penting, dimana fungsi tersebut memperbarui (*updating*) pengetahuan tentang *prior*, dalam hal ini $f(\theta)$, dan dapat dikatakan sebagai perwujudan dari informasi tentang θ yang berasal dari data. Prinsip dari *likelihood* adalah dengan data sampel yang diberikan, untuk setiap dua model peluang $f(y|\theta)$ yang memiliki fungsi *likelihood* yang sama, maka akan menghasilkan inferensia yang sama.

Fungsi *likelihood* merupakan representasi dari kondisi data sedangkan penentuan distribusi *prior* lebih kepada subjektivitas peneliti berdasarkan pertimbangan tertentu. Hajarisman (2013) menekankan bahwa spesifikasi distribusi *prior* dalam inferensi *Bayes* juga cukup penting karena distribusi *prior* ini akan mempengaruhi inferensi mengenai distribusi *posterior*nya. Bahkan penentuan distribusi *prior* ini dikatakan sebagai kunci pada inferensi analisis dengan *Bayes*, sehingga penentuan *prior* ini menjadi tahapan yang paling penting dalam menggambarkan inferensi ini.

Setelah distribusi *prior* dispesifikasikan, selanjutnya proses untuk mendapatkan distribusi *posterior* dari fungsi *likelihood* dan distribusi *prior* melibatkan proses analitik ataupun integral numerik yang rumit dan sulit dipecahkan. Dalam metode *Bayesian*, hal ini dapat diatasi melalui penggunaan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) (King, Morgan, Gimenez, & Brooks, 2010). Melalui metode MCMC dimungkinkan untuk membangkitkan sampel dari sembarang fungsi densitas *posterior* $f(\theta | y)$ kemudian menggunakan sampel tersebut untuk menghitung nilai harapan dari besaran *posterior* yang akan dikaji. Satu hal yang penting dalam penggunaan MCMC adalah jika algoritma simulasi diimplementasikan dengan benar, maka rantai Markov akan konvergen ke distribusi target. Implementasi metode MCMC untuk inferensi *Bayesian* memerlukan algoritma *sampling* yang tepat untuk mendapatkan sampel dari suatu distribusi. Beberapa algoritma yang dikembangkan untuk proses numerik dalam

metode MCMC ini diantaranya adalah algoritma *Gibbs Sampling* dan *Metropolis-Hasting*.

2.2.1 Metode HB dalam SAE

Melalui pendekatan Bayes, estimasi parameter pada area kecil dapat dilakukan dengan 2 cara yaitu menggunakan *Empirical Bayes* (EB) dan *Hierarchical Bayes* (HB). Untuk pendekatan menggunakan *Empirical Bayes*, estimasi didasarkan pada distribusi *prior* yang diestimasi dari data, sedangkan pada pendekatan *Hierarchical Bayes* parameter model yang tidak diketahui diperlakukan sebagai komponen acak yang memiliki distribusi *prior* tertentu. Pendekatan Bayes, baik *Empirical Bayes* maupun *Hierarchical Bayes* merupakan metode yang dapat diaplikasikan secara luas sehingga dapat digunakan untuk data diskrit, misalkan untuk data biner atau data cacahan.

Pada metode EB, distribusi *prior* dan *posterior* pada area kecil tertentu diestimasi dari data sampel yang ada. Bentuk distribusinya bergantung pada parameter model yang tidak diketahui yang pada umumnya diestimasi melalui *Maximum Likelihood* (ML) dan *Restricted Maximum Likelihood* (REML). Hasil estimasi ini dimasukkan sebagai informasi pada distribusi *posterior*. Selanjutnya, estimasi parameter dalam area kecil didasarkan pada distribusi *posterior* marginalnya. Permasalahan mendasar dalam metode EB adalah adanya ketidakpastian dalam estimasi *prior* maupun *posterior*.

Pada metode HB, parameter pengaruh tetap (*fixed effect*) dan komponen varians diperlakukan sebagai sesuatu yang acak. Metode ini mengasumsikan suatu distribusi bersama (*joint distribution*) *prior* dari suatu parameter, dan teorema Bayes digunakan untuk mendefinisikan distribusi bersama *prior* dari variabel suatu area kecil. Metode HB biasanya dilakukan dalam beberapa tahapan. Misalnya, Fay dan Herriot (1979) pertama-tama menurunkan distribusi *posterior* dari β yang ada dan komponen varians σ_v^2 , kemudian menurunkan distribusi *prior* dari σ_v^2 .

Metode HB mempunyai keuntungan karena pemodelannya dilakukan secara bertahap, setiap tahap relatif sederhana dan mudah dipahami meskipun proses pemodelannya secara keseluruhan sangat rumit. Orme (2000) dalam *series paper*

penelitiannya menyatakan bahwa penggunaan HB jauh lebih baik daripada regresi berganda dalam menghasilkan estimasi parameter yang akurat dan reliabel. Koefisien determinasi pada pemodelan HB lebih tinggi daripada pada pemodelan regresi berganda. Hal ini dikarenakan regresi berganda hanya menghubungkan antara variabel respon dengan variabel independen melalui data sampel secara agregat. Di sisi lain, pemodelan HB jauh lebih baik karena “meminjam” informasi dari datum/observasi yang lain untuk lebih menstabilkan estimasi. Dengan kata lain, pemodelan HB mempertimbangkan pengaruh tiap individu/observasi dalam estimasi, di samping pengaruh agregat dari semua observasi.

2.2.2 HB untuk Data Binari

HB menggunakan model *logit-normal* dengan kovariat level area \mathbf{z}_i untuk data binari dapat dituliskan seperti pada persamaan (2.8)

- (i) $y_i|p_i \sim \text{Binomial}(n_i, p_i)$
- (ii) $\theta_i = \text{logit}(p_i) = \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\beta} + v_i$
dengan $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$
- (iii) $\boldsymbol{\beta}_k$ dan σ_v^2 saling bebas

Misal digunakan flat *prior* untuk $\boldsymbol{\beta}$, $f(\boldsymbol{\beta}) = 1$ dan *prior* untuk $\sigma_v^{-2} \sim G(a, b)$, $a > 0$ dan $b > 0$, maka Gibbs conditional yang sesuai dengan persamaan (2.3) dapat dituliskan.

- (i) $[\boldsymbol{\beta} | \mathbf{p}, \sigma_v^2, \mathbf{y}] \sim N_p \left(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2 \left(\sum_{i=1}^m \mathbf{z}_i \mathbf{z}_i^T \right)^{-1} \right)$
- (ii) $[\sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\beta}, \mathbf{p}, \mathbf{y}] \sim G \left(\frac{m}{2} + a, b + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\theta_i - \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\beta})^2 \right)$
- (iii) $f[p_i | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2, \mathbf{y}] = h[p_i | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2, \mathbf{y}] k(p_i)$

dimana $i = 1, 2, \dots, m$, $\boldsymbol{\beta} = \left(\sum_{i=1}^m \mathbf{z}_i^T \mathbf{z}_i \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^m \mathbf{z}_i^T \theta_i \right)$, $k(p_i) = p_i^{y_i} (1 - p_i)^{n_i - y_i}$,

$$h[p_i | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2, \mathbf{y}] = g(p_i) \exp \left\{ - \frac{(\theta_i - \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\beta})^2}{2\sigma_v^2} \right\}$$

dengan $g(p_i) = \partial g(p_i) / \partial p_i$ dan $p_i = \text{logit}^{-1}(p_i)$.

Pada persamaan (2.9), *conditional distribution* (i) dan (ii) bersifat *close form*. Sedangkan pada *conditional distribution* (iii) tidak bersifat *close form*, sehingga digunakan $h[p_i|\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2, \mathbf{y}]$ untuk memperoleh kandidat p_i , dengan $p_i = g^{-1}(\theta_i)$ dan $\theta_i|\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2 \sim N(\mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2)$. Estimasi model HB untuk p_i dan varians dari *prior* p_i dihasilkan secara langsung dari sampel MCMC $\{p_1^{(j)}, \dots, p_m^{(j)}, \boldsymbol{\beta}^{(j)}, \sigma_v^{2(j)}; j = d + 1, \dots, d + D\}$ yang diperoleh dari *joint posterior* $f(p_1, \dots, p_m, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2|\mathbf{y})$, dimana d banyaknya proses burn-in dan D banyaknya sampel yang diharapkan. Estimasi untuk p_i dan varians dari *prior* p_i dapat dituliskan

$$p_i^H = \frac{1}{D} \sum_{j=d+1}^{d+D} p_i^{(j)} = p_i^{(.)}$$

dan

$$V(p_i|p) = \frac{1}{D-1} \sum_{j=d+1}^{d+D} (p_i^{(j)} - p_i^{(.)})^2$$

2.2.3 Distribusi Prior

Spesifikasi distribusi *prior* dalam inferensi *Bayesian* memegang peranan cukup penting karena distribusi *prior* ini akan mempengaruhi inferensi mengenai distribusi *posterior*-nya. Pada umumnya spesifikasi distribusi *prior* ditekankan pada parameter rata-rata dan variansnya. Rata-rata *prior* memberikan suatu estimasi titik untuk parameter yang diamati, sedangkan varians menyatakan ketidakpastian mengenai nilai estimasi titik tersebut. Apabila secara *apriori* peneliti mempunyai keyakinan yang kuat bahwa estimator tersebut adalah akurat, maka varians seharusnya mempunyai nilai yang kecil dan demikian juga sebaliknya.

Terdapat macam-macam *prior* diantaranya adalah :

1. *Conjugate* dan *Non-Conjugate Prior*

Conjugate prior adalah *prior* yang dikaitkan dengan pola model *likelihood* dari datanya (Ntzoufras, 2009). Suatu *prior* dikatakan sebagai suatu *prior* yang bersifat *conjugate* untuk keluarga dari distribusi apabila distribusi *prior*

dan *posterior*-nya berasal keluarga yang sama. Artinya bahwa bentuk dari distribusi *posterior* mempunyai bentuk distribusi yang sama sebagai distribusi *prior*. Sebaliknya, apabila suatu *prior* dikatakan sebagai suatu *prior* yang bersifat *nonconjugate* untuk keluarga dari distribusi tertentu apabila distribusi *prior* dan *posterior*-nya bukan berasal keluarga yang sama.

2. *Informative dan Non-Informative Prior*

Prior dikatakan *informative* ataupun *non-informative* dilihat dari sudah diketahui pola atau frekuensi dari data observasi atau belum (Gelman, 2002; Ntzoufras, 2009). Banyak peneliti menggunakan distribusi *prior* yang *noninformative* karena distribusi tersebut dianggap lebih objektif. Namun demikian, *prior* yang bersifat *noninformative* ini tidak sepenuhnya dapat menggambarkan total kekeliruan atau *error* dari parameter yang sedang diamati. Dalam beberapa kasus, *prior* yang *noninformative* dapat membawa pada distribusi *posterior* yang bersifat *improper*, artinya fungsi kepekatan peluang yang tidak dapat diintegrasikan, yang pada akhirnya tidak dapat membuat inferensi berdasarkan pada distribusi *posterior* yang bersifat *improper*.

3. *Proper dan Improper Prior*

Distribusi *prior* dikatakan *improper* apabila fungsi yang digunakan sebagai “densitas peluang *prior*” memiliki integral yang infinit (tidak dapat diselesaikan) (Ntzoufras, 2009). Istilah *improper* di sini maksudnya adalah bahwa distribusinya tidak terintegrasi pada satu. Dengan kata lain suatu distribusi *prior* $f(\theta)$ disebut *improper* apabila $\int f(\theta) d\theta = \infty$. *Prior* yang bersifat *improper* sering juga digunakan dalam inferensi Bayes, karena *prior* semacam ini biasanya dapat menghasilkan *prior* yang bersifat *noninformative* dan distribusi *posterior* yang bersifat *proper*. Namun dalam beberapa kasus, distribusi *prior* yang *improper* ini dapat membawa pada distribusi *posterior* yang *improper*. Apabila suatu distribusi *prior* yang *improper* menghasilkan distribusi *posterior* yang *improper*, maka inferensi Bayes berdasarkan distribusi *prior* yang *improper* ini menjadi tidak valid.

4. *Pseudo-prior*

Prior terkait dengan pemberian nilainya yang disetarakan dengan hasil elaborasi dari frekuentis (Carlin & Chib, 1995).

2.2.4 *Marcov Chain Monte Carlo (MCMC)*

Proses penentuan distribusi *posterior* dari fungsi *likelihood* dan distribusi *prior* melibatkan proses analitik ataupun integral numerik yang rumit dan sulit dipecahkan. Dalam pendekatan Bayesian, hal ini biasanya diatasi melalui penggunaan MCMC (Carlin & Chib, 1995)

Metode MCMC membangkitkan data parameter sesuai proses *Markov Chain* dengan menggunakan simulasi *Monte Carlo* secara iteratif hingga diperoleh distribusi *posterior* yang stasioner (Ntzoufras, 2009). Dibandingkan dengan teknik simulasi langsung MCMC lebih bersifat umum dan fleksibel karena simulasi langsung lebih menitikberatkan pada efektifitas penghitungan integral tertentu sehingga tidak dapat digunakan untuk membangkitkan sampel dari berbagai bentuk distribusi *posterior* yang ada.

Misal $\theta^{(t)}$ merupakan suatu nilai pada periode ke t dan diinginkan suatu distribusi dari deret pada nilai-nilai berurutan $\theta^{(0)}, \theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots$ serta diasumsikan bahwa $\theta^{(t)}$ merupakan variabel random yang saling independen. Misal $\{\theta^{(t)}, t = 0, 1, 2, \dots\}$ merupakan proses stokastik. Jika $\theta^{(t)} = i$, maka proses dikatakan dalam keadaan i pada waktu ke t . Dapat dituliskan seperti persamaan (2.10).

$$f(\theta^{(t+1)} | \theta^{(t)}, \dots, \theta^{(1)}) = f(\theta^{(t+1)} | \theta^{(t)}) \quad (2.10)$$

Proses statistik ini dikenal sebagai *Markov chain* (Ross, 2014). Persamaan (2.10) dapat diinterpretasikan bahwa distribusi bersyarat untuk semua keadaan selanjutnya $\theta^{(t+1)}$ dengan syarat keadaan sebelumnya $\theta^{(0)}, \theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(t-1)}$ dan keadaan saat ini $\theta^{(t)}$ bersifat independen dengan keadaan sebelumnya dan hanya bergantung pada keadaan saat ini. Pada saat t , distribusi dari $\theta^{(t)}$ akan konvergen menuju distribusi tertentu yang independen terhadap nilai awal dari rantai tersebut, $\theta^{(t)}$ (Ntzoufras, 2009).

Proses MCMC dilakukan dengan cara membangkitkan Markov chain yang konvergen terhadap distribusi target yang distribusi *prior* dari parameter yang diestimasi (disebut kondisi stasioner atau kondisi equilibrium). Sampel parameter dalam Markov chain diambil setelah kondisi equilibrium tercapai, sehingga

sampel yang diperoleh dijamin merupakan sampel dari distribusi target yaitu distribusi *prior* dari parameter tersebut. Kondisi equilibrium tercapai jika sampel yang diperoleh telah memenuhi sifat dari Markov chain, yaitu:

- a. *Irreducible*, yaitu selama iterasi parameter dalam proses MCMC memiliki perubahan nilai yang acak sebagai gambaran dari sifat *communicate* antar keadaan dalam Markov chain.
- b. *Aperiodic*, yaitu selama iterasi dalam proses MCMC tidak memiliki periode tertentu yang pasti kembali ke keadaan semula, karena nilai keadaan Markov chain yang diperoleh bersifat kontinu sehingga kemungkinan kecil untuk mendapatkan nilai yang sama antara iterasi satu dengan yang lain, dan
- c. *Recurrent*, yaitu selama proses iterasi dalam MCMC, terdapat adanya kepastian bahwa nilai parameter yang dibangkitkan akan muncul kembali pada proses iterasi yang sangat panjang berikutnya.

Metode MCMC menggabungkan prosedur iteratif, karena nilai yang pada setiap langkah iterasi bergantung pada nilai iterasi sebelumnya. Algoritma dari MCMC dapat dituliskan sebagai berikut (Ntzoufras, 2009).

1. Tentukan nilai awal, misal $\theta^{(0)}$
2. Bangkitkan sampel dengan menjalankan iterasi sebanyak M .
3. Amati konvergenitas dari sampel yang dihasilkan dari proses iterasi. Jika kondisi konvergen belum tercapai, maka periksa kembali domain *prior*, nilai awal, atau tambahkan sampel yang lebih banyak. Ulangi langkah 2 sampai kondisi konvergen dapat tercapai.
4. Lakukan proses *burn-in*, yaitu proses membuang sebanyak A iterasi pada periode awal proses iterasi pada estimasi parameter. Proses ini digunakan untuk menghilangkan pengaruh dari penggunaan nilai awal dan proses ini akan berakhir ketika kondisi *equilibrium* telah tercapai.
5. Gunakan $\{\theta^{(A+1)}, \theta^{(A+2)}, \dots, \theta^{(M)}\}$ sebagai sampel dalam analisis distribusi *posterior*.
6. Membuat plot distribusi *posterior*.
7. Membuat ringkasan statistik dari distribusi *prior*, seperti mean, median, standar deviasi, dan sebagainya.

Untuk mengetahui variasi dari hasil estimasi *prior* parameter yang diperoleh dari proses simulasi MCMC digunakan ukuran *Monte Carlo error* (MC error). Nilai MC error yang kecil mengindikasikan akurasi yang tinggi dari estimasi *prior* yang diperoleh (Ntzoufras, 2009).

Proses diagnostik yang perlu dilakukan sehubungan dengan pemodelan dengan MCMC menyangkut dua hal, yaitu diagnostik konvergensi rantai Markov serta diagnostik untuk mengevaluasi kecocokan model. Pemeriksaan konvergensi dapat dilakukan melalui pendekatan visual melalui *trace plot* sampel dengan indeks iterasi. *Trace* ini mendeskripsikan tentang apakah rantai sudah mencapai kekonvergenan terhadap suatu distribusi yang stasioner atau belum. Apabila belum mencapai kekonvergenan, biasanya periode *burn-in* perlu diperpanjang. Suatu rantai Markov dikatakan sudah mencapai stasioner apabila distribusi dari titik-titik tidak berubah sepanjang rantai Markovnya. Konsep kestasioneran di sini dapat dilihat dari *trace plot* apabila rata-rata dan ragamnya relatif konstan. *Density plot* dan *autocorrelation plot* juga menunjukkan konvergensi apabila hasil *density* menunjukkan pola yang *smooth* dan plot autokorelasi menurun.

2.2.5 Gibbs Sampling

Gibbs Sampling merupakan salah satu algoritma yang paling sederhana dari metode MCMC. Metode ini membangkitkan variabel random dari suatu distribusi marginal secara langsung tanpa harus menghitung fungsi densitas distribusi tersebut melalui iterasi dalam simulasi numerik (Casella & George, 1992). Algoritma *Gibbs Sampling* sendiri diperkenalkan oleh Geman (Geman & Geman, 1984). Proses *Gibbs Sampling* mengambil sampel dengan cara membangkitkan rangkaian Gibbs variabel random (*Gibbs Sequence*) berdasarkan sifat-sifat dasar proses *Markov Chain*. Salah satu kelebihan dari *Gibbs Sampling* adalah variabel random yang dibangkitkan menggunakan konsep distribusi unidimensional yang terstruktur sebagai bentuk *full conditional* pada setiap tahapan.

Oleh karena itu, untuk dapat menggunakan metode *Gibbs Sampling*, menurut Congdon (2010) dan Gilks dkk. (1998) dibutuhkan *conditional distribution* dari masing-masing variabel. Proses simulasi untuk mendapatkan

estimasi parameter dilakukan dengan cara membangkitkan parameter model yang sesuai dengan pola *conditional distribution* sebanyak M iterasi.

2.3 Koefisien Variasi

Koefisien variasi (*coefficient of variance*/CV) merupakan ukuran kekonvergenan dari estimasi yang dihasilkan (Zhou & You, 2008). Nilai CV dari estimasi distribusi *prior* hasil estimasi model HB akan dibandingkan dengan nilai CV dari estimasi langsung.

Nilai CV diperoleh dengan membagi akar kuadrat varians dengan rata-rata/proporsi atau dapat ditulis menggunakan rumus sebagai berikut.

$$C = \frac{\sqrt{V}}{m}$$

Untuk estimasi secara langsung, Cochran (1977) merumuskan bahwa *unbiased* varians untuk estimasi proporsi yang berasal dari sampel dapat dituliskan.

$$\bar{V}(p) = \frac{N - n}{N} \times \frac{p(1 - p)}{n - 1}$$

Sedangkan untuk rumus proporsi digunakan rumus.

$$p = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n}$$

dimana p adalah proporsi yang diperoleh dari estimasi dari sampel, N jumlah populasi, dan n jumlah sampel yang diambil.

2.4 Estimasi *Mean Square Error* (MSE) *Jackknife*

Menurut Baíllo dan Molina (2009), tujuan dari prosedur dan teknik yang digunakan dalam SAE adalah untuk memperoleh estimasi dengan tingkat presisi yang tinggi pada area kecil tersebut. Tingkat presisi estimator ini dapat digambarkan oleh *Mean Square Error* (MSE).

Rao (2007) menyatakan bahwa untuk SAE dengan pendekatan *Empirical Bayes* (EB) pada model Fay-Herriot, MSE dari $\hat{\theta}_i^E$ dapat dituliskan seperti persamaan (2.15)

$$\begin{aligned}
M(\hat{\theta}_i^E) &= E(\hat{\theta}_i^E - \theta_i)^2 \\
&= E(\hat{\theta}_i^B - \theta_i)^2 + E(\hat{\theta}_i^E - \hat{\theta}_i^B)^2 \\
&= \hat{M}_{1i}(\sigma_v^2) + \hat{M}_{2i}(\sigma_v^2)
\end{aligned} \tag{2.15}$$

dimana $i = 1, 2, \dots, m$, $\hat{\theta}_i^B$ merupakan estimator terbaik dari θ_i . $\hat{\theta}_i^E$ diperoleh dari substitusi $\hat{\beta}$ dan $\hat{\sigma}_v^2$ pada $\hat{\theta}_i^B$.

Rao (2007) menjelaskan bahwa ketepatan model dalam SAE dengan kriteria bias sangat sulit dilakukan karena nilai parameter populasi pada wilayah kecil tidak diketahui, sehingga parameter populasi juga diestimasi melalui estimasi dari sampel yang tersedia. Pada model Fay-Herriot, $\hat{M}_{1i}(\sigma_v^2)$ pada persamaan (2.15) sama dengan $g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2)$ yang menunjukkan efisiensi dari estimator $\hat{\theta}_i$. Prasad dan Rao (1990), Datta dan Lahiri (2000) serta Datta, Rao, dan Smith (2005) dalam Rao (2007) menggunakan *Taylor linearization* untuk mengestimasi MSE yaitu untuk mengoreksi ketidakpastian akibat menduga parameter populasi menggunakan data sampel. *Taylor linearization* digunakan dengan pendekatan pada $\hat{M}_{2i}(\sigma_v^2)$ pada persamaan (2.15) untuk m besar yaitu $\hat{M}_{2i}(\sigma_v^2) \approx g_{2i}(\hat{\sigma}_v^2) + g_{3i}(\hat{\sigma}_v^2)$. Namun, Rao juga menyebutkan bahwa menduga MSE menggunakan *Taylor linearization* merupakan sesuatu yang kompleks dan sulit. Estimator MSE menggunakan *Taylor linearization* dapat dituliskan seperti persamaan (2.16)

$$m(\hat{\theta}_i^E) = g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2) + g_{2i}(\hat{\sigma}_v^2) + g_{3i}(\hat{\sigma}_v^2) \tag{2.16}$$

Rao menyatakan bahwa Jiang, Lahiri, dan Wan (2002) mengusulkan metode *Jackknife* untuk mengoreksi $g_{2i}(\cdot)$ dan $g_{3i}(\cdot)$ pada persamaan (2.16). Jiang, Lahiri, dan Wan mengaplikasikan *Jackknife* yang dikembangkan oleh Turkey (1958). Metode *Jackknife* merupakan metode untuk mengoreksi bias dari suatu penduga. Metode ini merupakan metode resampling yang dilakukan dengan membangkitkan data yang berasal dari sampel sehingga akan mendekati parameter populasinya. Penerapan *jackknife* pada SAE dilakukan untuk mengoreksi pendugaan MSE. Estimator MSE *Jackknife* tak berbobot Jiang, Lahiri dan Wan (JLW) dari $\hat{M}_{2i}(\sigma_v^2)$ dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\bar{M}_{2i,j} = \frac{m-1}{m} \sum_{l=1}^m \left(h(\hat{\theta}_i, \hat{\phi}_{(l)}) - h(\hat{\theta}_i, \hat{\phi}) \right)^2$$

Pada kasus untuk menghitung proporsi, $\bar{M}_{2i,j}$ dapat dituliskan

$$\bar{M}_{2i,j} = \frac{m-1}{m} \sum_{l=1}^m (p_{i(l)} - p_i)^2$$

dimana $p_{i(l)}$ merupakan p_i dengan menghilangkan data ke l , $l = 1, 2, \dots, m$.

Reduksi bias diaplikasikan ke $\bar{M}_{1i}(\sigma_v^2)$

$$\bar{M}_{1i,j} = g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2) - \frac{m-1}{m} \sum_{l=1}^m [g_{1i}(\hat{\sigma}_{v(l)}^2) - g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2)]$$

dengan j replikasi pada prosedur Jackknife, $g_{1i}(\hat{\sigma}_{v(l)}^2)$ merupakan $g_{1i}(\hat{\sigma}_v^2)$ dengan menghilangkan data ke l , $l = 1, 2, \dots, m$.

Rao menyatakan bahwa metode Jackknife yang dikembangkan oleh Jiang, Lahiri, dan Wan dapat digunakan untuk semua model untuk SAE termasuk juga *mismatched model* dan untuk kasus yang tidak berdistribusi normal (data binari atau cacahan).

2.5 Tinjauan Non Statistik

2.5.1 Konsep Pengangguran Terbuka

Pengangguran merupakan suatu keadaan di mana seseorang yang tergolong dalam angkatan kerja ingin mendapatkan pekerjaan tetapi mereka belum dapat memperoleh pekerjaan tersebut (Sukirno, 2008 dalam Muslim, 2014). Pengangguran dapat terjadi disebabkan oleh ketidakseimbangan pada pasar tenaga kerja. Hal ini menunjukkan bahwa jumlah tenaga kerja yang ditawarkan melebihi jumlah tenaga kerja yang diminta. Seseorang yang tidak bekerja, tetapi tidak secara aktif mencari pekerjaan tidak tergolong sebagai penganggur.

Badan Pusat Statistik (2015) mendefinisikan bahwa tingkat pengangguran terbuka adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja. Konsep yang digunakan oleh BPS merujuk pada rekomendasi ILO sebagaimana dalam buku *"Surveys of Economically Active Population, Employment, Unemployment and Under employment: An ILO Manual on Concepts and*

Methods". Pendekatan teori ketenagakerjaan yang digunakan adalah Konsep Dasar Angkatan Kerja seperti pada Diagram 2.1

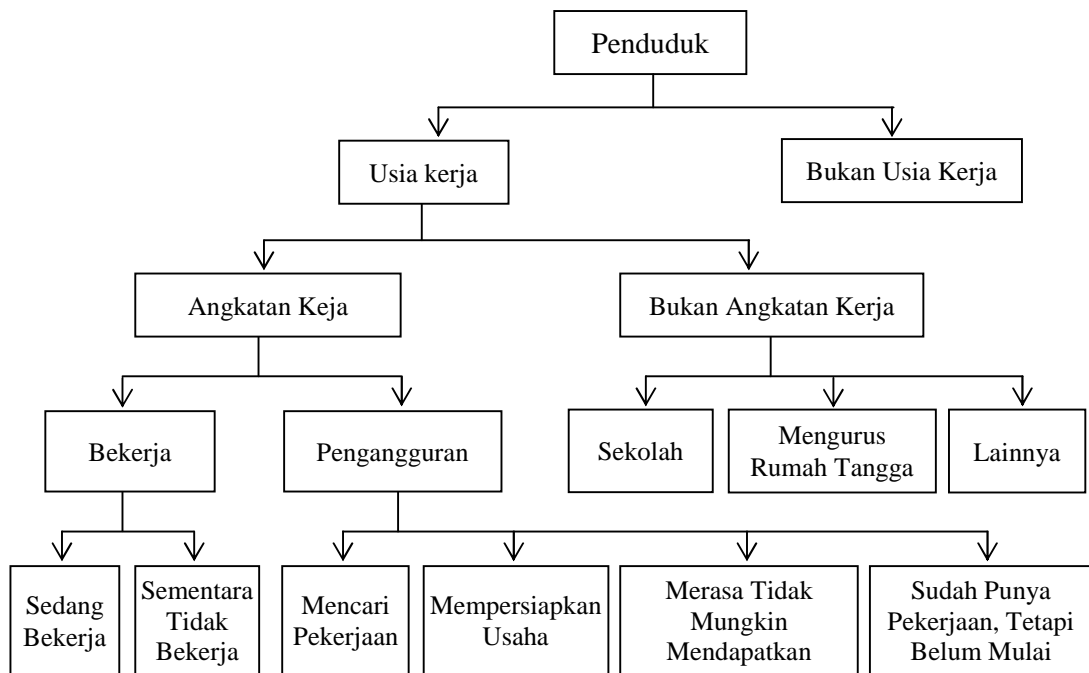
Penganggur terbuka, terdiri dari mereka yang tak punya pekerjaan dan mencari pekerjaan, mereka yang tak punya pekerjaan dan mempersiapkan usaha, mereka yang tak punya pekerjaan dan tidak mencari pekerjaan, karena merasa tidak mungkin mendapatkan pekerjaan serta mereka yang sudah punya pekerjaan, tetapi belum mulai bekerja.

2.5.2 Variabel Penyerta yang mempengaruhi Pengangguran

Menurut Rao (2003) adanya variabel penyerta yang memiliki pengaruh terhadap estimasi tidak langsung memiliki peran yang cukup penting dalam menghasilkan estimasi yang lebih akurat. Kriteria dari variabel penyerta ini berasal dari literatur maupun dari penelitian tentang pengangguran serta ketenagakerjaan yang pernah dilaksanakan sebelumnya.

Badan Pusat Statistik (2015) mendefinisikan bahwa tingkat pengangguran terbuka adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja. Konsep yang digunakan oleh BPS merujuk pada rekomendasi ILO sebagaimana dalam buku *"Surveys of Economically Active Population, Employment, Unemployment and Under employment: An ILO Manual on Concepts and Methods"*. Pendekatan teori ketenagakerjaan yang digunakan adalah Konsep Dasar Angkatan Kerja seperti pada Gambar 2.1

Hubungan pertumbuhan ekonomi dengan pengangguran dijelaskan dengan Hukum Okun. Berdasarkan hukum Okun, jumlah pengangguran berhubungan negatif dengan tingkat pertumbuhan ekonomi suatu negara. Pertumbuhan ekonomi diukur melalui peningkatan atau penurunan PDB yang dihasilkan suatu negara. Pertumbuhan dalam Produk Domestik Bruto (PDB) yang mendekati 2 persen akan mengurangi pengangguran sebesar 1 persen (Mankiw, 2007 dalam (Iswanto, 2013).



Gambar 2.1 Diagram Ketenagakerjaan

Kesempatan kerja yang ada bertujuan untuk meningkatkan kesejahteraan bagi masyarakat yang salah satunya dapat diperoleh melalui pendidikan. Salah satu tujuan dari pengguna jasa pendidikan yakni dengan memperoleh lapangan kerja sesuai dengan harapan, setidaknya setelah mengenyam pendidikan seseorang mendapat pekerjaan berkelas di sektor formal. Semakin lama jangka waktu pendidikan yang dihabiskan untuk mendapatkan pekerjaan diharapkan semakin tinggi atau bermartabat pula pekerjaan yang akan diperoleh dan akan terhindar dari masalah pengangguran. (Muslim, 2014). Hasil penelitian Muslim juga menunjukkan bahwa variabel pertumbuhan ekonomi, pendidikan dan pengeluaran pemerintah berpengaruh negatif dan signifikan terhadap tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Sirait dan Marhaeni (2013) dalam Muslim (2014) menemukan bahwa pertumbuhan ekonomi, upah minimum regional dan tingkat pendidikan berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah pengangguran kabupaten/kota di Provinsi Bali. Suaidah dan Cahyono (2013) juga menemukan bahwa tingkat pengangguran di kabupaten Jombang dipengaruhi oleh tingkat pendidikan sebagai salah satu modal manusia.

Karoma dalam *Indonesian Palm Oil Magazine* (2013) menyatakan bahwa pertanian adalah solusi bagi masalah pengangguran di Sierre Leone yang memiliki tingkat pengangguran kaum muda tertinggi di Afrika (dalam Arrosid, 2013). Penelitian ini merekomendasikan peningkatan jumlah petani sebagai salah satu solusi untuk mengurangi pengangguran. Dengan metode SEPLUB, Arrosid (2013) menggunakan variabel dalam Podes 2011 seperti persentase keluarga pertanian, persentase desa dengan bantuan pertanian, rasio surat kemiskinan, serta persentase penduduk laki-laki untuk mengestimasi tingkat pengangguran di Provinsi Sulawesi Utara pada tahun 2011.

2.5.3 Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas)

Sakernas dirancang secara khusus untuk mengumpulkan data yang dapat menggambarkan keadaan umum ketenagakerjaan. Tujuannya untuk memperoleh informasi data jumlah penduduk yang bekerja, pengangguran dan penduduk yang pernah berhenti/pindah bekerja, serta perkembangannya dari tingkat kabupaten/kota, provinsi maupun nasional.

Sakernas dilaksanakan secara tahunan maupun triwulanan. Sakernas tahunan dilaksanakan pada bulan Agustus dengan total sampel sebanyak 200.000 rumah tangga. Sampel tersebar di seluruh wilayah Republik Indonesia dan mampu menghasilkan estimasi parameter ketenagakerjaan sampai level nasional, provinsi, dan kabupaten/kota. Sakernas triwulanan dilaksanakan setiap bulan Februari, Mei, Agustus dan November dengan sampel sebanyak 50.000 rumah tangga setiap triwulan. Estimasi yang dihasilkan hanya sampai dengan level provinsi.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Metode untuk Kajian Teori

Tujuan pertama yakni untuk memperoleh estimasi parameter dari *Multinomial Logit Mixed Model* dengan pendekatan *Hierarchical Bayes* yang akan dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut.

1. Mendefinisikan model SAE untuk respon multinomial dengan menggunakan *Multinomial Logit Mixed Model* seperti pada persamaan (2.12).

$$\theta_{il} = \mathbf{x}_{li}^T \boldsymbol{\beta}_k + \mathbf{v}_{il}$$

dimana $\theta_{il} = \log \frac{p_{ik}}{1 - \sum_{k=1}^q p_{ik}}$, $k = 1, 2, \dots, q$, $\mathbf{v}_{il} \sim M(0, \mathbf{W})$,

$$\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$$

2. Membentuk kerangka HB model SAE untuk model linking seperti pada persamaan (2.12) dengan model berbasis level area, hingga diperoleh model *logit* normal dengan kovariat level area.
3. Membentuk fungsi *likelihood* untuk parameter model.
4. Menetapkan distribusi *prior* dari parameter model.
5. Membentuk distribusi gabungan (*joint posterior distribution*) berdasarkan fungsi *likelihood* dan distribusi *prior*.
6. Distribusi gabungan yang diperoleh digunakan untuk menentukan *full conditional posterior distribution* untuk masing-masing parameter.
7. Besaran *prior* dihitung menggunakan integrasi numerik dengan metode MCMC. Algoritma yang digunakan yaitu *Gibbs Sampling*. Penghitungan distribusi *posterior* akan menghasilkan sampel-sampel besaran *posterior*.

3.2 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penulisan ini menggunakan micro data Sakernas dan data sekunder yang berasal dari publikasi-publikasi yang dihasilkan oleh Badan Pusat Statistik. Data yang digunakan adalah data tahun 2015 untuk masing-masing kabupaten pada seluruh provinsi yang terletak di Pulau Kalimantan.

3.3 Variabel Penelitian

Penelitian ini mengembangkan model Multinomial untuk mendapatkan proporsi pengangguran menurut kategori pengangguran

Variabel respon yang digunakan pada model Multinomial yaitu proporsi pengangguran menurut kategori pengangguran di setiap kabupaten/kota, terdiri dari empat kategori, yaitu:

Kategori 1: mencari pekerjaan

Kategori 2: mempersiapkan usaha

Kategori 3: merasa tidak mungkin mendapat pekerjaan

Kategori 4: sudah punya pekerjaan tetapi belum mulai bekerja

p_i adalah proporsi proporsi pengangguran menurut kategori pengangguran di setiap kabupaten/kota. y_i menunjukkan jumlah pengangguran untuk setiap kategori di kabupaten/kota i , $i=1,2,..., m$. n_i adalah jumlah pengangguran di kabupaten ke- i .

$$p_i = \frac{\sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}}{n_i} = \frac{y_i}{n_i}$$

dimana y_{ij} merupakan data biner yang bernilai 1 untuk penganggur dari kategori pengangguran dan bernilai nol untuk kategori lainnya,

Variabel penyerta yang akan digunakan pada penelitian ini terdiri dari:

1. Rata-rata lama sekolah (X_1).

Rata-rata lama sekolah merupakan jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk usia 25 tahun keatas dalam menjalani pendidikan formal. Variabel ini digunakan untuk menggambarkan kualitas pendidikan di suatu daerah (kabupaten/kota).

2. Pertumbuhan ekonomi (X_2).

Pertumbuhan ekonomi adalah ukuran kuantitatif yang menggambarkan proses kenaikan kapasitas produksi suatu perekonomian yang diwujudkan dalam bentuk kenaikan pendapatan nasional. Variabel ini digunakan untuk menggambarkan kondisi perekonomian suatu daerah.

3. Rasio penduduk laki-laki (X_5).

Rasio penduduk laki-laki adalah perbandingan antara jumlah penduduk laki-laki terhadap penduduk perempuan. Variabel ini menggambarkan kondisi ketimpangan gender.

3.4 Aplikasi Model

Langkah-langkah yang akan dilakukan untuk tujuan kedua yakni mengaplikasikan metode HB dengan *Multinomial Logit Mixed Model* pada kasus pengangguran di Pulau Kalimantan yang dilakukan sebagai berikut.

1. Melakukan *pre-processing* data dengan eksplorasi data dan membuat statistik deskriptif untuk variabel respon dan prediktor berdasarkan data Sakernas 2015 dan Daerah Dalam Angka 2015.
2. Melakukan estimasi secara langsung terhadap proporsi pengangguran menurut kategori di setiap kabupaten/kota pada seluruh provinsi di Pulau Kalimantan. Estimasi ini dilakukan sebagai pembanding nilai estimasi yang diperoleh dari hasil estimasi menggunakan model HB.
3. Mengaplikasikan kerangka HB model SAE dengan model linking *Multinomial Logit Mixed Model* dengan model berbasis level area pada tujuan pertama pada kasus pengangguran di Pulau Kalimantan.
4. Melakukan estimasi parameter menggunakan metode MCMC dengan mengaplikasikan Gibbs Sampling serta menggunakan *joint posterior distribution* dan *full conditional posterior distribution* yang terbentuk pada langkah (5) dan (6) dari tujuan pertama penelitian ini.

Adapun langkah-langkahnya yaitu.

- a. Menentukan nilai awal (*initial value*) untuk setiap parameter yang akan diestimasi.

- b. Menentukan banyaknya iterasi (M) untuk membangkitkan sampel tiap parameter. Semakin besar jumlah iterasi yang dilakukan maka hasil estimasinya akan semakin konvergen.
 - c. Membangkitkan sampel parameter sampai kondisi *equilibrium* tercapai. Jika belum tercapai sampai iterasi ke M , maka akan dilakukan kembali proses iterasi sampai tercapainya kondisi *equilibrium*.
 - d. Menghitung karakteristik distribusi *posterior* (mean, median, standar deviasi).
5. Menghitung koefisien variasi (CV) dari estimasi langsung maupun estimasi menggunakan model HB.
6. Membandingkan hasil estimasi langsung dan estimasi menggunakan model HB.

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Estimasi Parameter *Multinomial Logit Mixed Model* dengan pendekatan *Hierarchical Bayes*

Mendefinisikan model SAE untuk respon multinomial dengan menggunakan *Multinomial Logit Mixed Model*. Pada kasus respon Multinomial, setiap hasil pengukuran dikategorikan ke dalam sejumlah q kategori tertentu. Misalkan pada area tertentu (n_i) distribusi peluang Multinomial dari variabel y_{il} dapat dinotasikan dengan:

$$y_{il} | p_{il} \sim \text{Multinomial} (n_i, p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{i(q-1)}) \quad (4.1)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, m$, $\sum_{k=1}^q p_{ik} = 1$, dan $\sum_{k=1}^q n_{ik} = n_i$.

Misal \mathbf{z}_{il} merupakan vektor variabel prediktor/penyerta, maka model linier yang didasarkan pada rasio $\theta_{il} = \log \frac{p_{il}}{p_{i1}} = \log \frac{p_{il}}{1 - \sum_{k=2}^q p_{ik}}$ yaitu:

$$\theta_{il} = \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k + v_{il} \quad (4.2)$$

untuk $k = 1, 2, \dots, q$, dengan \mathbf{v}_i merupakan pengaruh acak area dan diasumsikan mengikuti distribusi multivariat normal ($\mathbf{v}_i \sim M(\mathbf{0}, \mathbf{W})$) dan saling bebas. Matriks \mathbf{W} merupakan matrik varians kovarians. Peluang dari kategori ke- k dalam area ke- i dapat dirumuskan:

$$p_{ik} = \frac{e^{\theta_{ik}}}{1 + \sum_{l=2}^q e^{\theta_{il}}} \quad (4.3)$$

Membentuk kerangka HB model SAE untuk link model seperti pada persamaan (2.3) dengan model berbasis area hingga diperoleh model logit normal dengan kovariat pada level area. Pendekatan HB menggunakan distribusi marjinal dari setiap komponen Multinomial yaitu distribusi Binomial. Pendekatan Hierarchical Bayes untuk model seperti persamaan (4.2) dapat dituliskan seperti persamaan (4.4).

- (i) $y_{il} | p_{il} \sim \text{Binomial}(n_{il}, p_{il})$
- (ii) $\theta_{il} = \text{logit}(p_{il}) = \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k + v_{il}$ dengan $v_{il} \sim N(0, \sigma_v^2)$
- (iii) $\boldsymbol{\beta}_k$ dan σ_v^2 saling bebas

Penggunaan fungsi hubung *logit* (p_{il}) sesuai dengan teori *Generalized Linear Model* (GLM) yang menyatakan bahwa fungsi hubung *logit* menjadi salah satu *link function* yang bisa digunakan untuk transformasi variabel respon sehingga hubungan antara variabel respon (proporsi) dengan variabel penyerta menjadi lebih tepat. Fungsi *logit* (p_{il}) akan menjamin bahwa estimasi dari proporsi p_{il} akan selalu jatuh pada daerah 0 dan 1.

Membentuk fungsi *likelihood* untuk parameter model. Berdasarkan poin (ii) pada persamaan (4.2), maka fungsi *likelihood* $L(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2)$ dapat dijelaskan sebagai berikut. Jika $\theta_{il} \sim N(\mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k, \sigma_v^2)$, maka pdf dari θ_{il} seperti pada persamaan (4.5)

$$f(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \frac{2}{v}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_v^2} \sum_{k=1}^q (\theta_{il} - \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\} \quad (4.5)$$

maka fungsi *likelihood* dari $\boldsymbol{\theta}$ dinyatakan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) &= \prod_{i=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi \frac{2}{v}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_v^2} \sum_{k=1}^q (\theta_{il} - \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\} \\ &= \frac{1}{(2\pi \frac{2}{v})^{\frac{m}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_v^2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{il} - \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\} \\ &= (\sigma_v^{-2})^{m/2} \exp \left\{ -\frac{\sigma_v^{-2}}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{il} - \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\} \end{aligned} \quad (4.6)$$

Tahapan selanjutnya yakni menentukan distribusi *prior* untuk parameter yang akan diestimasi. Dalam penelitian ini distribusi *prior* diperlukan distribusi *prior* untuk parameter $\boldsymbol{\beta}_k$ dan σ_v^2 . Pada penelitian ini digunakan distribusi *prior* yang bersifat independen yaitu distribusi *prior* yang satu dengan lainnya saling bebas.

Distribusi *prior* ini memegang peranan penting karena akan mempengaruhi inferensi pada distribusi *prior*. Distribusi *prior* merupakan perpaduan antara distribusi *prior* dan data observasi yang digunakan untuk menyusun fungsi

likelihood. Proses untuk mendapatkan distribusi *prior* memerlukan proses analitik maupun integral numerik yang rumit dan sulit dipecahkan, namun hal ini dapat diatasi dengan menggunakan Markov Chain Monte Carlo (MCMC). Metode MCMC dilakukan dengan membangkitkan data parameter sesuai proses Markov Chain dengan simulasi Monte Carlo secara iteratif sehingga diperoleh distribusi *prior* yang stasioner. Kestasioneran distribusi *prior* ditandai dengan Markov chain yang dihasilkan sudah konvergen. Gibbs sampling merupakan salah satu algoritma yang paling sederhana dari MCMC. Penarikan sampel dari distribusi *prior* melalui marginal distribusi sulit dilakukan sehingga dilakukan dengan pendekatan *full conditional*. *Full conditional distribution* didapatkan dengan cara mengeleminasi komponen dari distribusi *prior* gabungan yang bukan parameter target dengan menganggap parameter yang lain fixed.

Pada bagian ini akan digunakan flat *prior* untuk β_k yakni $f(\beta) = 1$. Sedangkan untuk parameter σ_v^2 akan digunakan distribusi *prior* konjugat yaitu $\sigma_v^{-2} \sim \text{Gamma}(a, b)$ dengan $a > 0, b > 0$, dengan fungsi pdf.

$$f(\sigma_v^{-2}) = \frac{b^a}{\Gamma(a)} (\sigma_v^{-2})^{a-1} \exp(-\sigma_v^{-2}b) \quad (4.7)$$

Bentuk distribusi *prior* yang bersifat independen dalam pemodelan HB dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} f(\beta, \sigma_v^{-2}) &= f(\beta) f(\sigma_v^{-2}) \\ f(\beta, \sigma_v^{-2}) &= 1 \cdot (\sigma_v^{-2})^{a-1} \exp(-\sigma_v^{-2}b) \\ f(\beta, \sigma_v^{-2}) &= (\sigma_v^{-2})^{a-1} \exp(-\sigma_v^{-2}b) \end{aligned} \quad (4.8)$$

Pembentukan distribusi *prior* gabungan (*joint posterior distribution*) dari seluruh parameter yang akan diestimasi dilakukan dengan mengkombinasikan antara *likelihood* dan *prior*. Dari *likelihood* pada persamaan (4.6) dan distribusi *prior* pada persamaan (4.8) dapat diperoleh distribusi *prior* gabungan seperti pada persamaan (4.9)

$$f(\beta, \sigma_v^{-2} | \theta) = \frac{L(\theta | \beta, \sigma_v^{-2}) f(\beta, \sigma_v^{-2})}{h(\theta)} \quad (4.9)$$

dimana $h(\theta) = \dots L(\theta | \beta, \sigma_v^{-2}) f(\beta, \sigma_v^{-2}) \partial \beta_1 \dots \partial \beta_m \partial \sigma_v^{-2} \dots \sigma_v^{-2}$ dan merupakan konstanta densitas yang tidak tergantung pada parameter. Dengan

demikian persamaan (4.9) dapat dinyatakan dalam bentuk proporsional sebagai berikut.

$$f(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\theta}) = \frac{L(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) f(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2})}{h(\boldsymbol{\theta})}$$

$$f(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\theta}) = (\sigma_v^{-2})^{m/2} \exp \left\{ -\frac{\sigma_v^2}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{i|} - \mathbf{z}_{i|}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\} \quad (4.10)$$

$$(\sigma_v^{-2})^{a-1} \exp(-\sigma_v^{-2} b)$$

Selanjutnya ingin diperoleh distribusi *prior* marginal untuk setiap target parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan σ_v^{-2} .

(i) Distribusi *prior* marginal parameter $\boldsymbol{\beta}$

$$f(\boldsymbol{\beta} | \sigma_v^{-2}, \boldsymbol{\theta}) = (\sigma_v^{-2})^{m/2} \exp \left\{ -\frac{\sigma_v^2}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{i|} - \mathbf{z}_{i|}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\}$$

$$f(\boldsymbol{\beta} | \sigma_v^{-2}, \boldsymbol{\theta}) = L(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) \sim N(\mathbf{z}_{i|}^T \boldsymbol{\beta}_k, \sigma_v^{-2}), \text{ maka}$$

$$(\boldsymbol{\beta} | \sigma_v^{-2}, \boldsymbol{\theta}) \sim N_p \left(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2 \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q \mathbf{z}_{i|} \mathbf{z}_{i|}^T \right)^{-1} \right) \quad (4.11)$$

dengan $\boldsymbol{\beta} = \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q \mathbf{z}_{i|}^T \mathbf{z}_{i|} \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q \mathbf{z}_{i|}^T \theta_{i|} \right)$

Bentuk *full conditional posterior* untuk $\beta_{i|}$

$$f(\beta_{i|} | \sigma_v^{-2}, \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}_{\setminus i|}) = \int \dots \int f(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\theta}) \partial \beta_1 \dots \partial \beta_{i-1} \partial \beta_{i+1} \dots \partial \beta_q \partial \sigma_v^{-2} \dots \sigma_v^{-2}$$

dimana $\boldsymbol{\beta}_{\setminus i|}$ merupakan vektor tanpa elemen $\beta_{i|}$.

(ii) Distribusi *prior* marginal parameter σ_v^{-2}

$$f(\sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta}) = (\sigma_v^{-2})^{\frac{m}{2}} \exp \left\{ -\frac{\sigma_v^2}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{i|} - \mathbf{z}_{i|}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\}$$

$$(\sigma_v^{-2})^{a-1} \exp(-\sigma_v^{-2} b)$$

$$f(\sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta}) = (\sigma_v^{-2})^{\frac{m}{2} + a - 1} \exp \left\{ -\sigma_v^2 \left(b + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{i|} - \mathbf{z}_{i|}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right) \right\},$$

maka

$$(\sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta}) \sim \text{Gamma} \left(\frac{m}{2} + a, b + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{i|} - \mathbf{z}_{i|}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right) \quad (4.12)$$

Bentuk *full conditional posterior* untuk σ_v^{-2}

$$f(\sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}_{il}, \sigma_{v \setminus k}^{-2}) = \int \dots \int f(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\theta}) d\beta_1 \dots d\beta_{il} d\sigma_{v1}^{-2} \dots \sigma_{v-1}^{-2}$$

dimana $\sigma_{v \setminus k}^{-2}$ merupakan varians tanpa elemen ke-k.

Terlihat dari distribusi *prior* marginal yang dihasilkan pada persamaan (4.11) dan (4.12) berbentuk *close form*, sehingga besaran *prior* dapat dihitung secara langsung menggunakan distribusi marginalnya menggunakan proses MCMC dengan algoritma *Gibbs Sampling*. Penghitungan distribusi *prior* akan menghasilkan sampel-sampel besaran *prior*. Dari ringkasan distribusi dapat diperoleh besaran mean, median, dan standar deviasi.

Diketahui fungsi densitas dari $(p_{il} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2})$ dapat dituliskan sebagai berikut.

$$f(p_{il} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) = h(p_{il} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) k(p_{il}) \quad (4.13)$$

dimana

$$h(p_{il} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) = g(p_{il}) \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_v^2} (\theta_{il} - \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\}$$

$$k(p_{il}) = p_{il}^y (1 - p_{il})^{n_i - y_{il}}$$

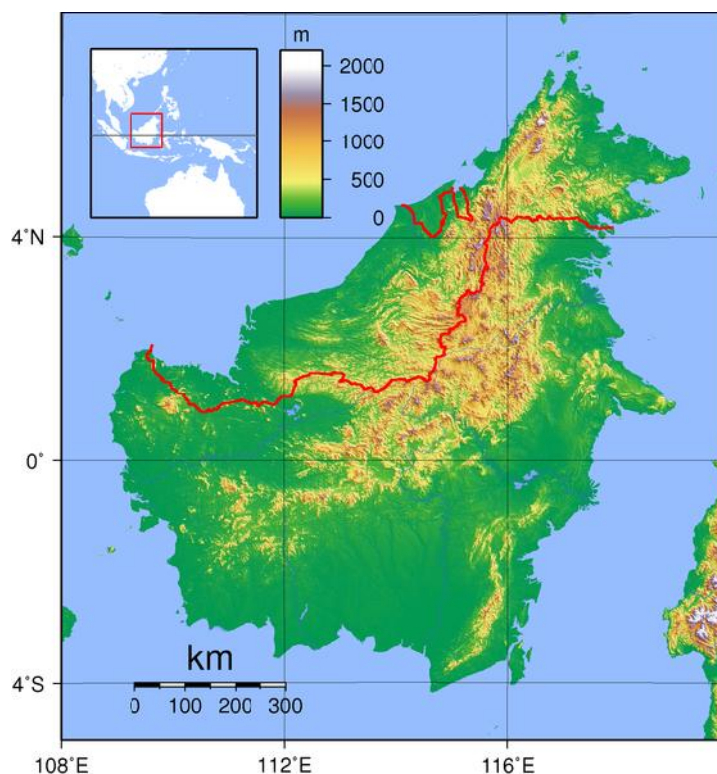
dengan $g'(p_{il}) = \partial g(p_{il}) / \partial p_{il}$ dan $g(p_{il}) = \text{logit}(p_{il})$.

Dari persamaan (4.13) diketahui bahwa distribusi dari $(p_{il} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2})$ tidak berbentuk *close form*, sehingga untuk memperoleh estimasi dari p_{il} dilakukan dengan proses MCMC. Estimasi model HB untuk p_{il} dan varians dari *prior* p_{il} dihasilkan secara langsung dari sampel MCMC $\{p_1^{(j)}, \dots, p_m^{(j)}, \beta_k^{(j)}, \sigma_v^{2(j)}; j = d + 1, \dots, d + D\}$ yang diperoleh dari *joint prior* $f(p_1, \dots, p_m, \beta_k, \sigma_v^2 | y)$, dimana d banyaknya proses burn-in dan D banyaknya sampel yang diharapkan.

4.2 Aplikasi *Multinomial Logit Mixed Model* dengan pendekatan *Hierarchical Bayes* pada Proporsi Pengangguran menurut Kategori di Pulau Kalimantan

4.2.1 Gambaran Umum

Pulau Kalimantan merupakan pulau ketiga terbesar di dunia yang terletak di sebelah utara Pulau Jawa, sebelah timur Selat Malaka dan Pulau Sulawesi di sebelah Selatan. Dengan luas sebesar 743.330 km², Pulau Kalimantan dibagi oleh tiga negara, yakni Indonesia, Malaysia dan Brunei Darussalam. Brunei Darussalam menempati wilayah yang kecil yaitu sekitar 1 persen dari luas wilayah Kalimantan atau sekitar 5.765 km², Malaysia menempati sekitar 26 persen, dan Indonesia menempati wilayah yang paling luas yakni sekitar 76 persen.



Gambar 4.1 Peta Pulau Kalimantan

sumber: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/2/28/Borneo_Topography.png

Jumlah provinsi di Indonesia yang menempati Pulau Kalimantan sebanyak 5 provinsi, yaitu Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur, dan Kalimantan Utara. Provinsi Kalimantan Utara merupakan

provinsi termuda di Indonesia, yang baru disahkan menjadi provinsi pada tahun 2012. Kabupaten/kota pada tahun 2015 yang berlokasi di kelima provinsi sebanyak 56 kabupaten/kota.

Dari hasil Sensus Penduduk 2010, tercatat bahwa jumlah penduduk di Pulau Kalimantan hanya sebesar 5,80 persen dari total penduduk Indonesia. Jumlah penduduk terbesar berada di provinsi Kalimantan Barat sebanyak 4,40 juta jiwa sedangkan Kalimantan Tengah merupakan provinsi dengan jumlah penduduk terkecil di pulau ini yakni hanya sebanyak 2,21 juta jiwa.

Pulau Kalimantan hanya menyumbang 8,15 persen PDRB dari total PDRB seluruh provinsi di Indonesia. Provinsi Kalimantan Timur merupakan penyumbang PDRB terbesar di Pulau Kalimantan sebesar 4,31 persen, sedangkan Kalimantan Utara sebagai provinsi termuda menyumbang hanya sekitar 0,54 persen.

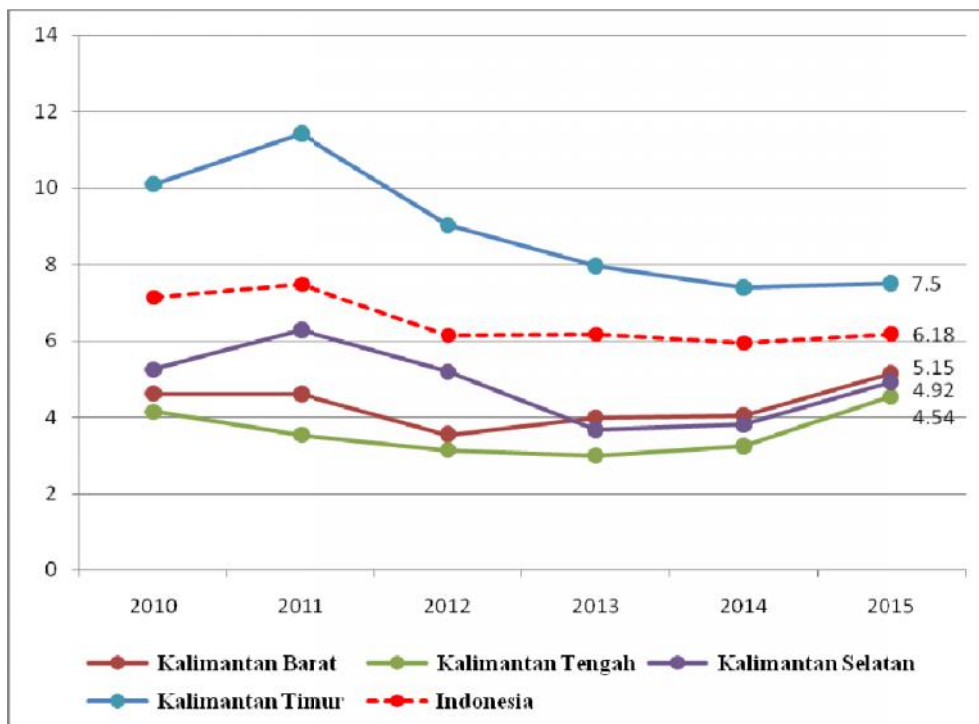
Tabel 4.1 Distribusi PDRB terhadap Total PDRB 34 Provinsi Atas Dasar Harga Berlaku menurut Provinsi di Pulau Kalimantan, 2011 – 2015 (persen)

Provinsi	2011	2012	2013	2014	2015
Kalimantan Barat	1,24	1,23	1,24	1,24	1,26
Kalimantan Tengah	0,84	0,85	0,85	0,84	0,84
Kalimantan Selatan	1,26	1,23	1,21	1,20	1,18
Kalimantan Timur	6,58	6,35	5,40	4,93	4,31
Kalimantan Utara	-	-	0,55	0,56	0,54
Kalimantan	7.48	6.13	6.17	5.94	6.18

Sumber: Badan Pusat Statistik (2016)

Dari hasil pelaksanaan Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas), terlihat bahwa nilai TPT (tingkat pengangguran terbuka) di Pulau Kalimantan mengalami fluktuasi. Pengangguran terbuka di Kalimantan Timur selama periode 2010 – 2015 menempati posisi tertinggi dibandingkan provinsi lain di Pulau Kalimantan dan selalu berada di atas angka nasional. Tingginya tingkat perekonomian di provinsi Kalimantan Timur ternyata belum bisa menjadikan provinsi ini

mengatasi masalah tingginya tingkat pengangguran. Tingkat pengangguran pada tahun 2015 sejak tahun 2014 mulai mengalami peningkatan kembali. Hal ini disebabkan terjadinya penurunan jumlah tenaga kerja karena banyaknya perusahaan di sektor pertanian, khususnya perkebunan dan sektor pertambangan yang melakukan pengurangan jumlah tenaga kerja. Sebagian besar kegiatan ekonomi di Pulau Kalimantan bergantung kepada kedua sektor ini sehingga pengurangan jumlah tenaga kerja di kedua sektor ini akan sangat berdampak pada kondisi sosialnya.



Gambar 4.2 Perkembangan TPT Provinsi di Pulau Kalimantan dan TPT Indonesia, Tahun 2010 – 2015

Pertumbuhan ekonomi yang dihitung menggunakan Produk Domestik Regional Bruto atas dasar harga konstan merupakan salah satu indikator untuk mengukur keberhasilan pembangunan di suatu wilayah. Keberhasilan pembangunan diharapkan akan mengurangi jumlah pengangguran di wilayah tersebut. Gambaran pertumbuhan ekonomi di Pulau Kalimantan dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Laju Pertumbuhan Ekonomi menurut Provinsi di Pulau Kalimantan, Tahun 2011 – 2015 (persen)

Provinsi	2011	2012	2013	2014	2015
Kalimantan Barat	5,50	5,91	6,05	5,03	4,81
Kalimantan Tengah	7,01	6,87	7,37	6,21	7,01
Kalimantan Selatan	6,97	5,97	5,33	4,85	3,84
Kalimantan Timur	6,47	5,48	2,76	1,57	-1,28
Kalimantan Utara	-	-	-	8,18	3,13

Rata-rata lama sekolah sebagai gambaran kualitas pendidikan di suatu wilayah. Diharapkan semakin lama masa sekolah akan memberikan kualitas manusia yang lebih baik sehingga mampu memperoleh pekerjaan yang lebih layak dan terhindar dari pengangguran. Tabel 4.3 menyajikan rata-rata lama sekolah provinsi di Pulau Kalimantan.

Tabel 4.3 Rata-Rata Lama Sekolah menurut Provinsi di Pulau Kalimantan, Tahun 2011 – 2015 (tahun)

Provinsi	2011	2012	2013	2014	2015
Kalimantan Barat	6,82 ^{*)}	6,89 ^{*)}	6,62	6,69	6,83
Kalimantan Tengah	7,62	7,68	7,73	7,79	7,82
Kalimantan Selatan	7,25	7,37	7,48	7,59	7,60
Kalimantan Timur	8,56	8,79	8,83	8,87	9,04
Kalimantan Utara	-	-	-	8,10	8,35

Catatan: ^{*)} masih menggunakan metode lama (rata-rata lama sekolah penduduk usia 15+)

Pada penelitian ini digunakan tiga variabel penjelas yang digunakan untuk menduga pengangguran di Pulau Kalimantan, yaitu rata-rata lama sekolah, laju pertumbuhan ekonomi dan rasio jenis kelamin. Pada Tabel 4.4 akan disajikan statistik deskriptif dari variabel penjelas yang digunakan untuk menduga variabel respon pada penelitian ini. Sebanyak 56 kabupaten/kota dijadikan objek penelitian ini. Dari Tabel 4.4 diketahui bahwa rata-rata lama sekolah terendah sebesar 5,37 tahun berada di kabupaten Kayong Utara, Provinsi Kalimantan Barat, sedangkan

tertinggi berada di Kota Banjar Baru, Provinsi Kalimantan Selatan yakni sebesar 10,75 tahun.

Tabel 4.4 Statistik Deskriptif Variabel Prediktor

Variabel Prediktor	Minimum	Maksimum	Mean	Standar Deviasi
Rata-Rata Lama Sekolah	5,37	10,75	7,84	1,273
Laju Pertumbuhan Ekonomi	-7,64	7,80	4,22	2,726
Rasio Jenis Kelamin	96,00	123,00	107,64	5,590

Laju Pertumbuhan Ekonomi terendah sebesar -7,64 persen berada di kabupaten Kutai Kartanegara, Provinsi Kalimantan Timur sedangkan tertinggi berada di kabupaten Pulang Pisau, Provinsi Kalimantan Tengah yakni sebesar 7,80 persen. Rasio Jenis Kelamin terendah sebesar 96 persen berada di kabupaten Hulu Sungai Utara, Provinsi Kalimantan Selatan dan yang tertinggi berada di kabupaten Tana Tidung, Provinsi Kalimantan Utara. Adapun daftar lengkap variabel penjelas untuk masing-masing kabupaten/kota terdapat pada Lampiran 1.

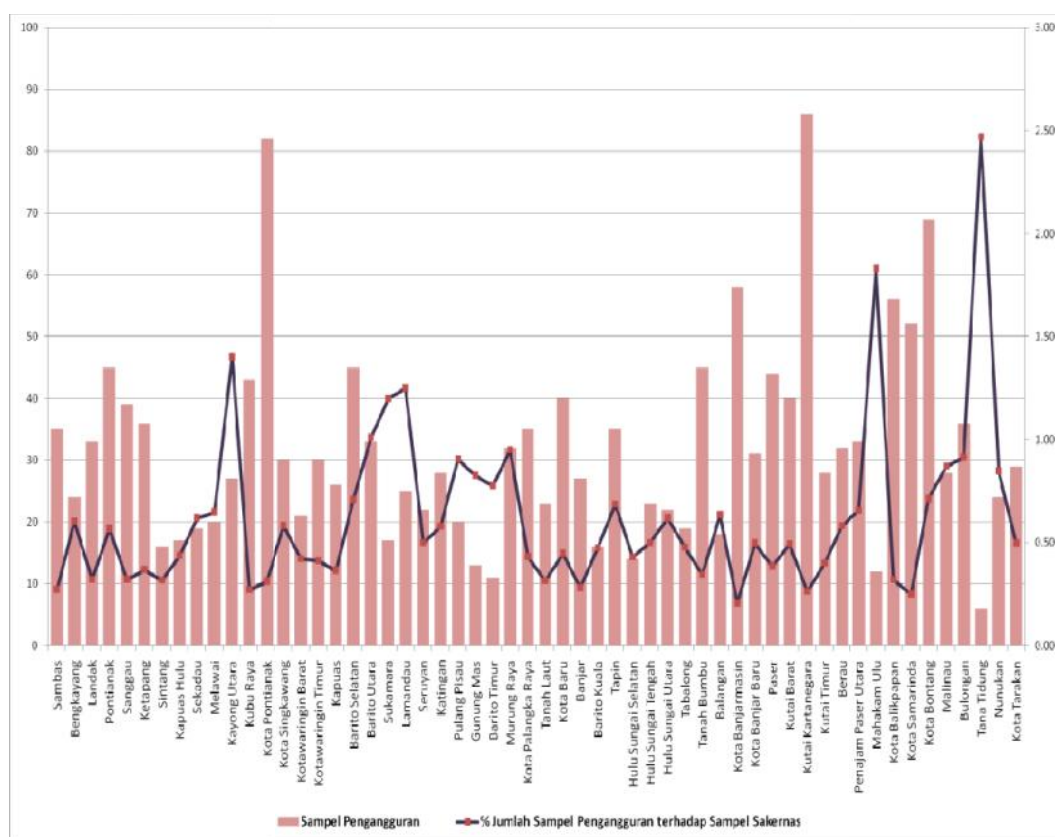
4.2.2 Estimasi Proporsi Pengangguran menurut Kategori Pengangguran di Pulau Kalimantan

4.2.2.1 Sampel Sakernas 2015 di Pulau Kalimantan

Berdasarkan hasil Sakernas bulan Agustus 2015 se-Pulau Kalimantan diperoleh informasi bahwa total sampel penduduk usia 15 tahun ke atas sebanyak 56.644 orang. Dari total sampel penduduk usia 15 tahun ke atas terdapat 1.770 penduduk yang terdeteksi sebagai pengangguran, dengan persentase jumlah sampel terhadap total sampel Sakernas di Pulau Kalimantan sebesar 0,427%. Informasi secara lengkap disajikan pada Lampiran 1.

Jumlah sampel dan persentase jumlah sampel pengangguran tiap kabupaten/kota berbeda disebabkan sampel Sakernas tidak dikhususkan untuk memperoleh informasi mengenai pengangguran. Sakernas bertujuan untuk memperoleh informasi mengenai jumlah angkatan kerja dimana di dalamnya terdapat pengangguran. Hal tersebut menyebabkan perbedaan jumlah sampel

pengangguran dan persentasenya di setiap kabupaten/kota. Dari Gambar 4.3 terlihat bahwa Kabupaten Kutai Kartanegara dan Kota Pontianak memiliki jumlah sampel Sakernas yang teridentifikasi sebagai pengangguran lebih besar dibandingkan kabupaten/kota lainnya, namun jika dibandingkan dengan jumlah sampel Sakernas masih memiliki persentase yang cukup kecil. Persentase jumlah sampel Sakernas yang teridentifikasi sebagai pengangguran lebih besar dibandingkan kabupaten/kota lain terdapat di kabupaten Tana Tidung dan kabupaten Mahakam Ulu dengan jumlah sampel yang justru lebih sedikit dibandingkan kabupaten/kota lain.



Gambar 4.3 Jumlah sampel Pengangguran dan Persentase Sampel Pengangguran terhadap Sampel Sakernas

Dari tabel 4.5 diperoleh informasi bahwa tidak semua kategori pengangguran memiliki sampel pada Sakernas dan jika dilakukan estimasi secara langsung maka informasi ini tidak tersedia. Sebagaimana diketahui bahwa tidak mungkin pada suatu wilayah kabupaten/kota tidak terdapat penduduk yang

mencari pekerjaan, putus asa dalam memperoleh pekerjaan atau sudah memiliki pekerjaan namun belum mulai bekerja. SAE dapat dimanfaatkan untuk jumlah sampel yang terbatas.

Tabel 4.5 Jumlah Sampel Pengangguran menurut Kategori

No	Kabupaten/ Kota	Mencari Pekerjaan	Mempersiapkan Usaha	Putus Asa	Sudah memiliki pekerjaan tapi belum mulai bekerja
1	Sambas	33	0	0	2
2	Bengkayang	13	0	11	0
3	Landak	28	1	3	1
4	Pontianak	44	1	0	0
5	Sanggau	27	0	9	3
6	Ketapang	34	1	1	0
7	Sintang	7	0	8	1
8	Kapuas Hulu	15	0	0	2
9	Sekadau	18	0	0	1
10	Melawai	16	2	1	1
11	Kayong Utara	19	2	4	2
12	Kubu Raya	42	0	0	1
13	Kota Pontianak	63	2	11	6
14	Kota Singkawang	27	0	1	2
15	Kotawaringin Barat	18	1	2	0
16	Kotawaringin Timur	23	3	4	0
17	Kapuas	19	0	7	0
18	Barito Selatan	35	2	6	2
19	Barito Utara	23	3	6	1
20	Sukamara	14	0	1	2
21	Lamandau	16	3	4	2
22	Seruyan	21	0	0	1
23	Katingan	22	2	2	2
24	Pulang Pisau	14	0	4	2
25	Gunung Mas	9	0	4	0
26	Barito Timur	10	0	0	1
27	Murung Raya	28	1	1	2
28	Kota Palangka Raya	31	4	0	0
29	Tanah Laut	17	1	4	1
30	Kota Baru	32	1	7	0
31	Banjar	18	1	7	1
32	Barito Kuala	11	1	4	0
33	Tapin	28	0	4	3
34	Hulu Sungai Selatan	12	0	1	1
35	Hulu Sungai Tengah	12	1	9	1
36	Hulu Sungai Utara	7	1	14	0
37	Tabalong	13	3	2	1
38	Tanah Bumbu	33	2	8	2

Tabel 4.5 Jumlah Sampel Pengangguran menurut Kategori (lanjutan)

No	Kabupaten/ Kota	Mencari Pekerjaan	Mempersiappkan Usaha	Putus Asa	Sudah memiliki pekerjaan tapi belum mulai bekerja
39	Balangan	11	1	6	0
40	Kota Banjarmasin	37	3	17	1
41	Kota Banjar Baru	24	2	4	1
42	Paser	34	1	8	1
43	Kutai Barat	36	0	1	3
44	Kutai Kartanegara	82	0	1	3
45	Kutai Timur	25	0	2	1
46	Berau	30	0	1	1
47	Penajam Paser Utara	28	1	4	0
48	Mahakam Ulu	9	0	2	1
49	Kota Balikpapan	48	2	3	3
50	Kota Samarinda	45	1	5	1
51	Kota Bontang	55	2	10	2
52	Malinau	22	0	5	1
53	Bulongan	34	0	2	0
54	Tana Tidung	4	0	0	2
55	Nunukan	18	0	5	1
56	Kota Tarakan	25	0	2	2
Jumlah		1.419	52	228	71

4.2.2.2 Estimasi Langsung Proporsi Pengangguran

Sebelum melakukan estimasi dengan model HB, dilakukan estimasi secara langsung (*direct estimation*) terhadap proporsi pengangguran menurut kategori di setiap kabupaten/kota. Nilai yang diperoleh dalam estimasi akan digunakan sebagai pembanding dengan nilai estimasi yang diperoleh dari hasil HB.

Hasil estimasi langsung proporsi pengangguran menurut kategori disajikan pada Tabel 4.6. Jumlah kabupaten/kota di Pulau Kalimantan pada tahun 2015 tercatat sebanyak 56 kabupaten/kota.

Tabel 4.6 Estimasi Langsung Proporsi Pengangguran menurut Kabupaten/Kota, Tahun 2015

No	Kabupaten/ Kota	Mencari Pekerjaan	Mempersiapkan Usaha	Putus Asa	Sudah memiliki pekerjaan tapi belum mulai bekerja
1	Sambas	0,9486	0,0000	0,0000	0,0514
2	Bengkayang	0,5006	0,0000	0,4994	0,0000
3	Landak	0,8715	0,0246	0,0754	0,0284
4	Pontianak	0,9817	0,0183	0,0000	0,0000
5	Sanggau	0,6958	0,0000	0,2332	0,0711
6	Ketapang	0,9720	0,0111	0,0169	0,0000
7	Sintang	0,4295	0,0000	0,5552	0,0152
8	Kapuas Hulu	0,8403	0,0000	0,0000	0,1597
9	Sekadau	0,9857	0,0000	0,0000	0,0143
10	Melawai	0,8379	0,1042	0,0107	0,0472
11	Kayong Utara	0,6876	0,1022	0,1375	0,0727
12	Kubu Raya	0,9832	0,0000	0,0000	0,0168
13	Kota Pontianak	0,7597	0,0160	0,1470	0,0773
14	Kota Singkawang	0,8994	0,0000	0,0338	0,0668
15	Kotawaringin Barat	0,8653	0,0484	0,0863	0,0000
16	Kotawaringin Timur	0,7858	0,0901	0,1242	0,0000
17	Kapuas	0,6433	0,0000	0,3567	0,0000
18	Barito Selatan	0,8106	0,0500	0,1091	0,0303
19	Barito Utara	0,7300	0,0771	0,1619	0,0309
20	Sukamara	0,8787	0,0000	0,0705	0,0508
21	Lamandau	0,6920	0,0725	0,1865	0,0490
22	Seruyan	0,9817	0,0000	0,0000	0,0183
23	Katingan	0,7806	0,0503	0,0955	0,0736
24	Pulang Pisau	0,6532	0,0000	0,2245	0,1222
25	Gunung Mas	0,7390	0,0000	0,2610	0,0000
26	Barito Timur	0,9111	0,0000	0,0000	0,0889
27	Murung Raya	0,9403	0,0086	0,0232	0,0279
28	Kota Palangka Raya	0,8800	0,1200	0,0000	0,0000
29	Tanah Laut	0,7780	0,0270	0,1541	0,0410
30	Kota Baru	0,7691	0,0159	0,2151	0,0000
31	Banjar	0,7160	0,0205	0,2461	0,0174
32	Barito Kuala	0,6837	0,0415	0,2748	0,0000
33	Tapin	0,7575	0,0000	0,1593	0,0832
34	Hulu Sungai Selatan	0,8618	0,0000	0,0845	0,0538
35	Hulu Sungai Tengah	0,5316	0,0275	0,4122	0,0288
36	Hulu Sungai Utara	0,2678	0,0417	0,6905	0,0000
37	Tabalong	0,6452	0,1762	0,1147	0,0640
38	Tanah Bumbu	0,7376	0,0646	0,1360	0,0618
39	Balangan	0,6370	0,0653	0,2977	0,0000
40	Kota Banjarmasin	0,6816	0,0609	0,2416	0,0159
41	Kota Banjar Baru	0,8390	0,0382	0,0874	0,0354
42	Paser	0,7826	0,0217	0,1784	0,0173
43	Kutai Barat	0,9001	0,0000	0,0278	0,0721

Tabel 4.6 Estimasi Langsung Proporsi Pengangguran menurut Kabupaten/Kota, Tahun 2015 (lanjutan)

No	Kabupaten/ Kota	Mencari Pekerjaan	Mempersiapkan Usaha	Putus Asa	Sudah memiliki pekerjaan tapi belum mulai bekerja
44	Kutai Kartanegara	0,9633	0,0000	0,0081	0,0286
45	Kutai Timur	0,8854	0,0000	0,0772	0,0374
46	Berau	0,9277	0,0000	0,0349	0,0374
47	Penajam Paser Utara	0,8281	0,0224	0,1495	0,0000
48	Mahakam Ulu	0,7160	0,0000	0,1969	0,0870
49	Kota Balikpapan	0,8615	0,0209	0,0530	0,0646
50	Kota Samarinda	0,8678	0,0179	0,0977	0,0166
51	Kota Bontang	0,8389	0,0384	0,1068	0,0159
52	Malinau	0,8332	0,0000	0,1264	0,0404
53	Bulungan	0,9579	0,0000	0,0421	0,0000
54	Tana Tidung	0,6667	0,0000	0,0000	0,3333
55	Nunukan	0,7795	0,0000	0,1496	0,0709
56	Kota Tarakan	0,8307	0,0000	0,0914	0,0779

4.2.2.3 Estimasi Proporsi Pengangguran menggunakan metode *Hierarchical Bayes (HB)* dengan *Multinomial Logit Mixed Model*

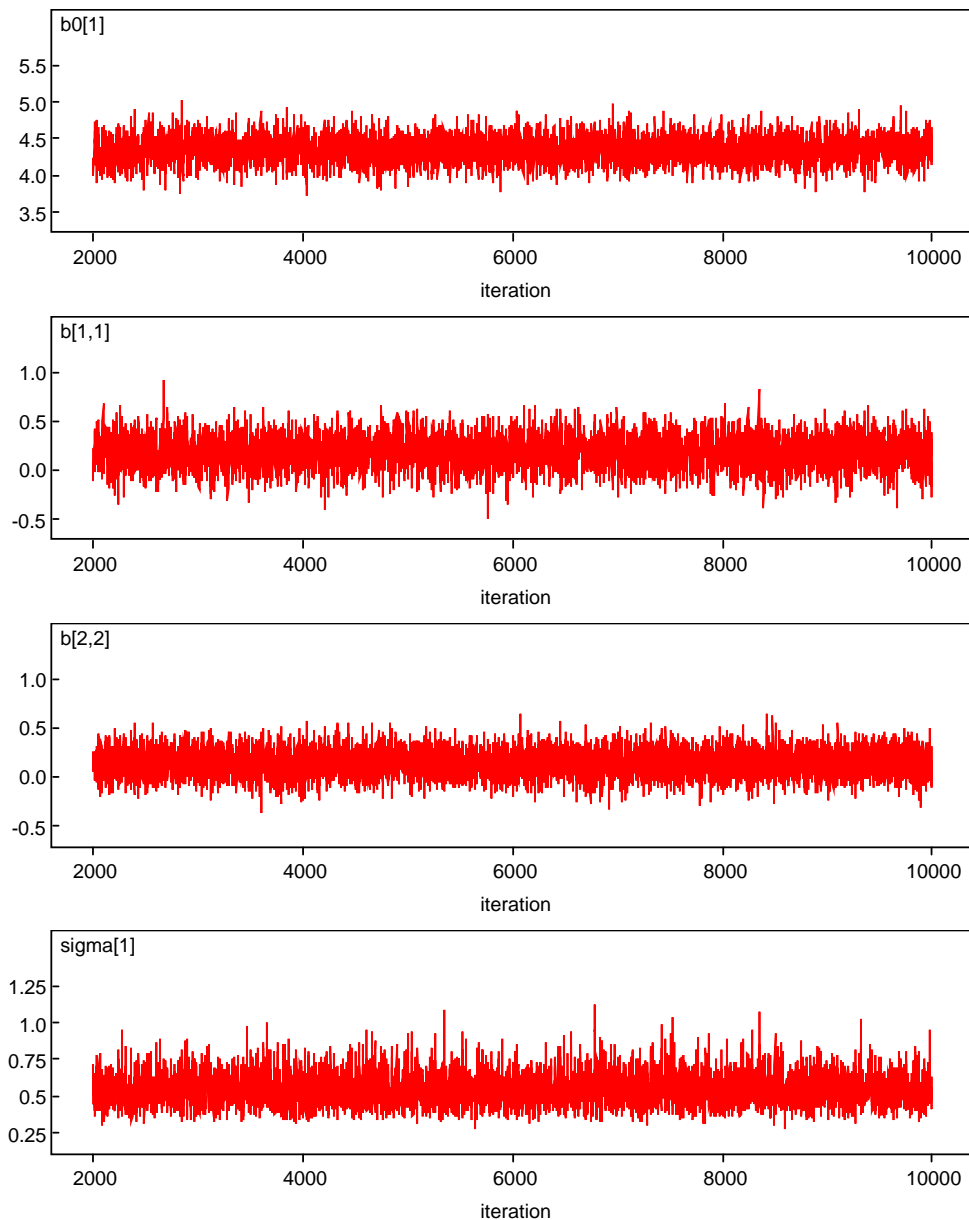
Informasi mengenai proporsi pengangguran menurut kategori belum tersedia secara lengkap di setiap kabupaten/kota sehingga diperlukan metode estimasi lain untuk melengkapi informasi proporsi pengangguran di seluruh kabupaten/kota. Metode *Small Area Estimation* dengan pendekatan HB menggunakan *Multinomial Logit Mixed Model* akan digunakan untuk mengestimasi proporsi pengangguran menurut kategori pengangguran di setiap kabupaten/kota di Pulau Kalimantan.

Dalam melakukan estimasi p_{ij} terlebih dahulu dilakukan estimasi terhadap β dan σ_v^2 melalui metode MCMC dengan algoritma *Gibbs Sampling*. Prior yang digunakan pada penelitian ini menggunakan pseudo prior untuk β_k yakni prior dengan pemberian nilainya yang disetarakan dengan hasil elaborasi dari frekuentis. Sedangkan untuk parameter σ_v^2 akan digunakan distribusi prior konjugat yaitu $\sigma_v^{-2} \sim \text{Gamma}(a, b)$ dengan $a > 0, b > 0$. Parameter distribusi Gamma ditetapkan sebesar $a = b = 1$. Penentuan ini dilakukan karena ketiadaan informasi awal.

Hal berikutnya yang dapat dilakukan adalah dengan memasukkan variabel respon dan variabel penyerta ke dalam model serta melakukan estimasi parameter model. Proses estimasi parameter model dilakukan melalui proses MCMC, yakni proses membangun suatu peluang rantai Markov hingga menuju distribusi *prior* tertentu. Dari distribusi *prior* tersebut dapat diperoleh karakteristik distribusi, sehingga diperoleh estimasi parameter model.

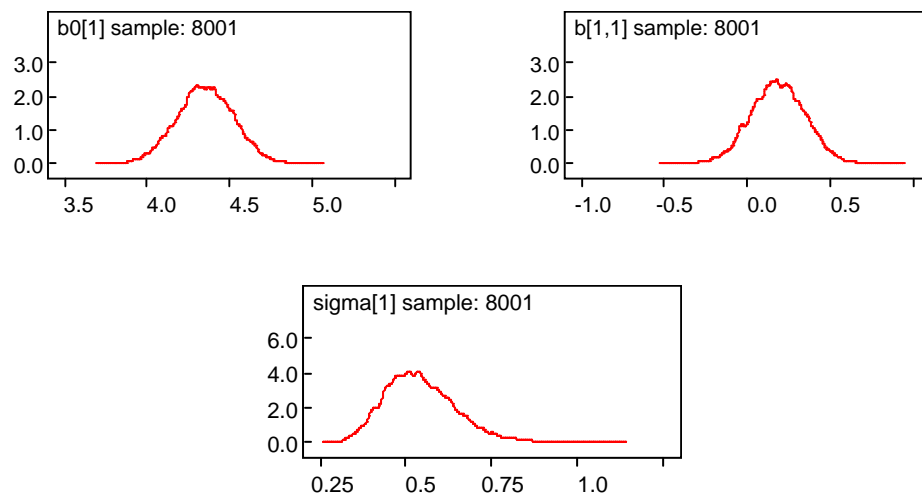
Proses MCMC dilakukan dengan cara iterasi. Setiap iterasi, masing-masing parameter akan menghasilkan nilai yang baru. Nilai estimasi parameter diperoleh dari rata-rata nilai setelah rantai Markov konvergen. Semakin kompleks suatu model akan membutuhkan banyaknya iterasi yang diperlukan dan dapat mengakibatkan semakin panjang lag autokorelasi dalam sampel Markov chain yang dibangkitkan. Panjangnya lag autokorelasi merupakan identifikasi bahwa pergerakan nilai parameter tidak mengikuti sifat Markov chain yang *irreducible*, *aperiodic*, dan *reccurent*. Perbesaran nilai *thin* diperlukan untuk memperoleh sampel Markov chain yang independen. Sebagai ilustrasi, *thin* sebesar 10 maka hanya sampel urutan iterasi ke 10, 20, dan seterusnya yang akan menjadi sampel. Proses *burn-in* juga dilakukan jika pada nilai-nilai awal pada rantai Markov belum konvergen. Proses *burn-in* adalah proses menghilangkan bagian awal dari rantai Markov karena belum menunjukkan perkiraan sampel yang akan menuju pada distribusi tertentu. Nilai estimasi parameter diperoleh dari rata-rata setelah suatu rantai Markov konvergen.

Pada penelitian ini, kekonvergenan rantai Markov diperoleh setelah proses *burn-in* sebanyak 2000 dari 10.000 iterasi yang dilakukan, dengan jumlah *thin* sebesar 5. Diagnosa konvergen pada rantai Markov dapat dilakukan dengan pemeriksaan *trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi. Hasil *trace plot* menunjukkan rantai Markov telah konvergen ketika nilai estimasi parameter sudah tidak membentuk pola naik turun. Kekonvergenan rantai Markov dilihat dari *density plot* jika sudah menunjukkan pola distribusi yang mulus, dan dari plot autokorelasi yang sudah menunjukkan sampel yang dihasilkan pada Markov chain telah independen, atau tidak tergantung pada keadaan sebelumnya.



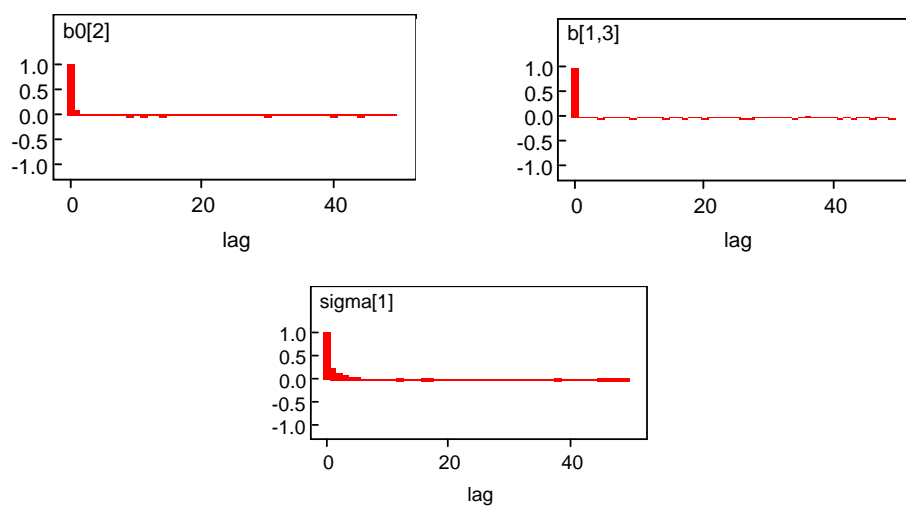
Gambar 4.4 Beberapa Contoh Trace Plot Parameter β dan σ

Dari hasil *density plot* untuk parameter β sudah menunjukkan bahwa bentuk densitas *prior* relatif berbentuk distribusi normal sesuai dengan fungsi *full conditional*-nya. Demikian pula untuk parameter σ sudah menunjukkan bentuk *density plot* yang mulus.



Gambar 4.5 Beberapa Contoh *Density Plot* Parameter β dan σ

Plot autokorelasi juga sudah menunjukkan *cut off* sejak lag 0 yang menandakan antar sampel MCMC sudah independen.



Gambar 4.6 Beberapa Contoh Plot Autokorelasi Parameter β dan σ

Dari hasil iterasi pada proses MCMC dapat diperoleh estimasi parameter untuk parameter β dan σ yang ditunjukkan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Estimasi Parameter Proporsi Pengangguran menurut Kategori

Parameter	Mean	Std. Dev	MC error	Credible Interval	
				2,5%	97,5%
b0[1]	4,5570	0,3468	0,0119	3,9020	5,2370
b0[2]	0,9032	0,1349	0,0017	0,6347	1,1640
b0[3]	2,3670	0,2159	0,0041	1,9470	2,7920
b0[4]	1,0750	0,1284	0,0015	0,8210	1,3260
b[1,1]	0,2322	0,0969	0,0013	0,0414	0,4184
b[1,2]	0,3197	0,1255	0,0015	0,0775	0,5671
b[1,3]	0,0969	0,0440	0,0005	0,0119	0,1834
b[1,4]	0,1863	0,0913	0,0010	0,0067	0,3641
b[2,1]	-1,6530	0,0963	0,0013	-1,8390	-1,4630
b[2,2]	0,1933	0,0949	0,0011	0,0091	0,3790
b[2,3]	-0,3186	0,0919	0,0010	-0,5005	-0,1372
b[2,4]	-0,2969	0,1223	0,0016	-0,5378	-0,0563
b[3,1]	-3,3920	0,1019	0,0015	-3,5920	-3,1870
b[3,2]	-0,5211	0,1398	0,0018	-0,7956	-0,2482
b[3,3]	-0,9341	0,2388	0,0049	-1,4020	-0,4616
b[3,4]	-0,2702	0,0950	0,0013	-0,4559	-0,0850
sigma[1]	2,4390	0,2660	0,0043	1,9650	2,9980
sigma[2]	0,9233	0,1251	0,0016	0,7135	1,1960
sigma[3]	0,9067	0,1150	0,0015	0,7127	1,1600
sigma[4]	0,9953	0,1448	0,0022	0,7504	1,3130

Dari Tabel 4.7 terlihat bahwa semua parameter untuk memprediksi proporsi pengangguran sudah diestimasi dengan akurat dilihat dari nilai MC error yang sangat kecil yaitu di bawah 0,1% (Ntzoufras, 2009). Terlihat dari nilai *credible interval* 95% bahwa semua variabel penyerta telah signifikan yang berarti variabel rata-rata lama sekolah, pertumbuhan ekonomi dan rasio jenis kelamin memberikan tambahan informasi pada proses estimasi untuk proporsi pengangguran menurut kategori.

Tabel 4.8 Estimasi Proporsi Pengangguran menurut Kabupaten/Kota menggunakan metode HB, Tahun 2015

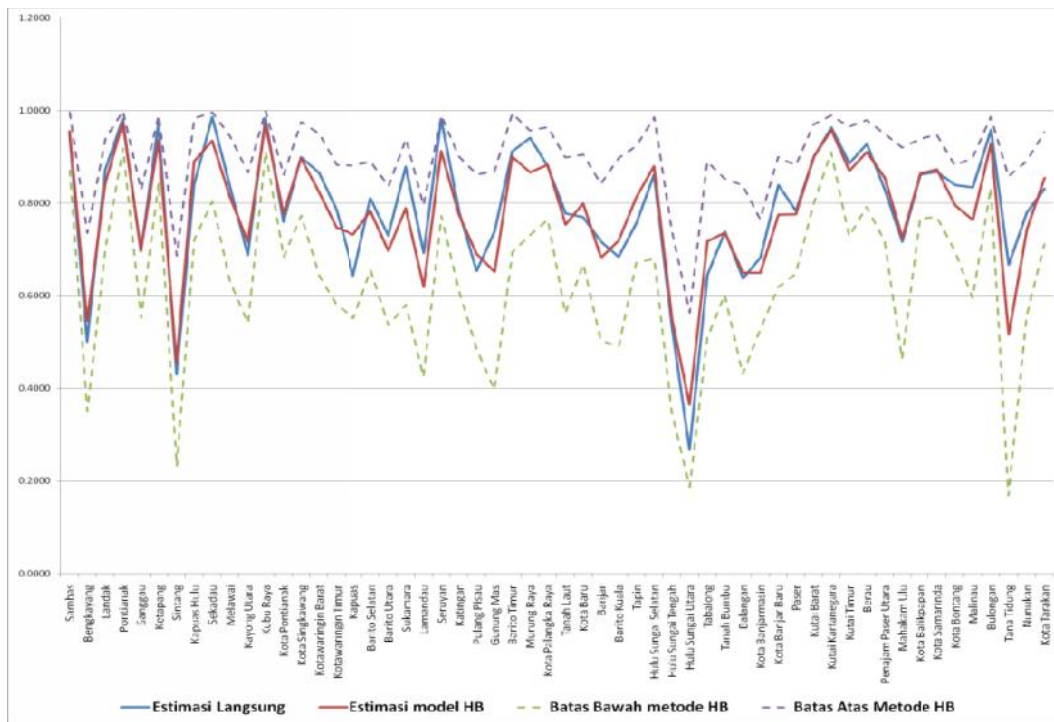
No	Kabupaten/ Kota	Mencari Pekerjaan	Mempersiapkan Usaha	Putus Asa	Sudah memiliki pekerjaan tapi belum mulai bekerja
1	Sambas	0.9551	0.0050	0.0236	0.0163
2	Bengkayang	0.5452	0.0212	0.4070	0.0266
3	Landak	0.8420	0.0314	0.0933	0.0333
4	Pontianak	0.9749	0.0077	0.0137	0.0037
5	Sanggau	0.6975	0.0176	0.2198	0.0652
6	Ketapang	0.9366	0.0171	0.0362	0.0101
7	Sintang	0.4553	0.0351	0.4490	0.0606
8	Kapuas Hulu	0.8904	0.0146	0.0467	0.0483
9	Sekadau	0.9354	0.0114	0.0315	0.0217
10	Melawai	0.8144	0.0574	0.0891	0.0392
11	Kayong Utara	0.7165	0.0557	0.1665	0.0613
12	Kubu Raya	0.9723	0.0048	0.0148	0.0081
13	Kota Pontianak	0.7773	0.0276	0.1359	0.0592
14	Kota Singkawang	0.8970	0.0158	0.0500	0.0372
15	Kotawaringin Barat	0.8243	0.0541	0.0913	0.0304
16	Kotawaringin Timur	0.7474	0.0920	0.1309	0.0297
17	Kapuas	0.7318	0.0221	0.2296	0.0165
18	Barito Selatan	0.7835	0.0432	0.1342	0.0392
19	Barito Utara	0.6971	0.0800	0.1804	0.0425
20	Sukamara	0.7893	0.0364	0.0822	0.0920
21	Lamandau	0.6187	0.1188	0.1690	0.0934
22	Seruyan	0.9132	0.0185	0.0293	0.0390
23	Katingan	0.7742	0.0705	0.0895	0.0658
24	Pulang Pisau	0.6906	0.0428	0.1879	0.0788
25	Gunung Mas	0.6514	0.0565	0.2439	0.0482
26	Barito Timur	0.9009	0.0197	0.0446	0.0349
27	Murung Raya	0.8665	0.0339	0.0532	0.0464
28	Kota Palangka Raya	0.8830	0.0779	0.0274	0.0117
29	Tanah Laut	0.7536	0.0341	0.1698	0.0425
30	Kota Baru	0.7999	0.0228	0.1586	0.0186
31	Banjar	0.6825	0.0357	0.2462	0.0356
32	Barito Kuala	0.7193	0.0394	0.2216	0.0198
33	Tapin	0.8136	0.0148	0.1170	0.0546
34	Hulu Sungai Selatan	0.8801	0.0169	0.0792	0.0239
35	Hulu Sungai Tengah	0.5493	0.0471	0.3657	0.0379
36	Hulu Sungai Utara	0.3652	0.0358	0.5827	0.0163
37	Tabalong	0.7179	0.0927	0.1403	0.0492
38	Tanah Bumbu	0.7362	0.0403	0.1756	0.0479
39	Balangan	0.6494	0.0313	0.2986	0.0207
40	Kota Banjarmasin	0.6494	0.0493	0.2804	0.0209
41	Kota Banjar Baru	0.7755	0.0651	0.1262	0.0332
42	Paser	0.7756	0.0203	0.1679	0.0362
43	Kutai Barat	0.9009	0.0069	0.0382	0.0540

Tabel 4.8 Estimasi Proporsi Pengangguran menurut Kabupaten/Kota menggunakan metode HB, Tahun 2015 (lanjutan)

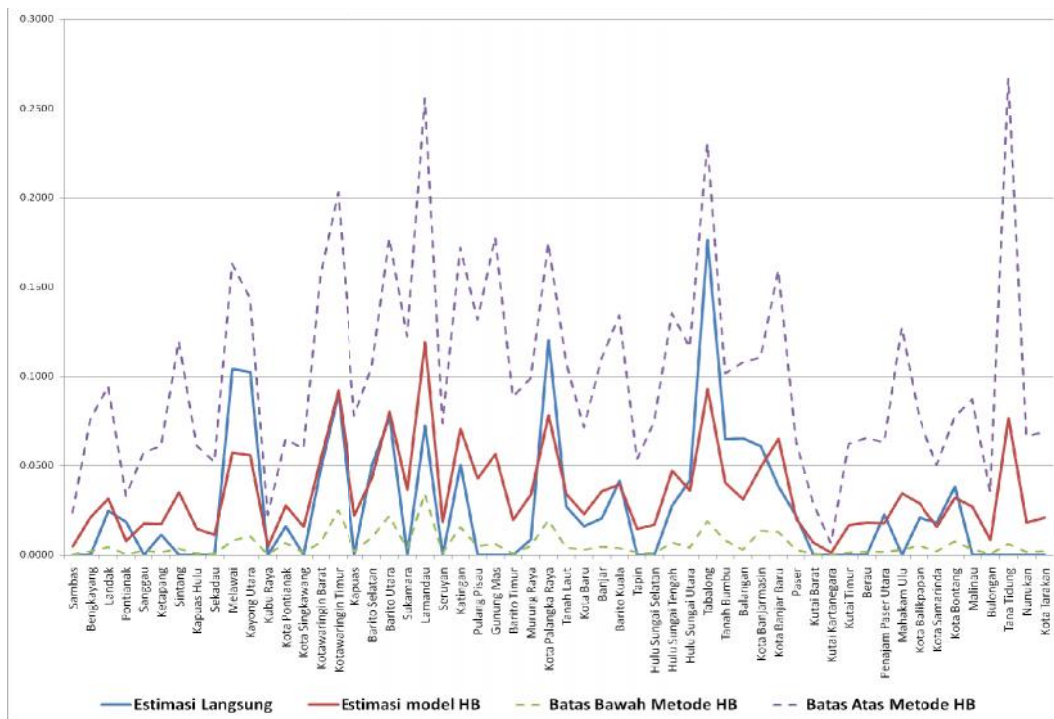
No	Kabupaten/ Kota	Mencari Pekerjaan	Mempersiapkan Usaha	Putus Asa	Sudah memiliki pekerjaan tapi belum mulai bekerja
44	Kutai Kartanegara	0.9588	0.0013	0.0166	0.0233
45	Kutai Timur	0.8697	0.0168	0.0671	0.0464
46	Berau	0.9105	0.0182	0.0377	0.0337
47	Penajam Paser Utara	0.8541	0.0178	0.1097	0.0184
48	Mahakam Ulu	0.7251	0.0345	0.1546	0.0858
49	Kota Balikpapan	0.8633	0.0287	0.0626	0.0454
50	Kota Samarinda	0.8731	0.0157	0.0895	0.0217
51	Kota Bontang	0.7959	0.0322	0.1380	0.0339
52	Malinau	0.7641	0.0272	0.1542	0.0545
53	Bulongan	0.9302	0.0085	0.0452	0.0160
54	Tana Tidung	0.5163	0.0764	0.1076	0.2997
55	Nunukan	0.7434	0.0182	0.1846	0.0538
56	Kota Tarakan	0.8548	0.0208	0.0719	0.0526

Tabel 4.8 menunjukkan hasil estimasi yang diperoleh dengan menggunakan model HB dengan *Multinomial Logit Mixed Model*. Jika dibandingkan dengan estimasi langsung terlihat bahwa terjadi perbedaan estimasi yang dihasilkan. Untuk sampel yang sedikit atau bahkan tidak ada, dengan menggunakan metode HB dapat diestimasi proporsi pengangguran pada kabupaten/kota tersebut.

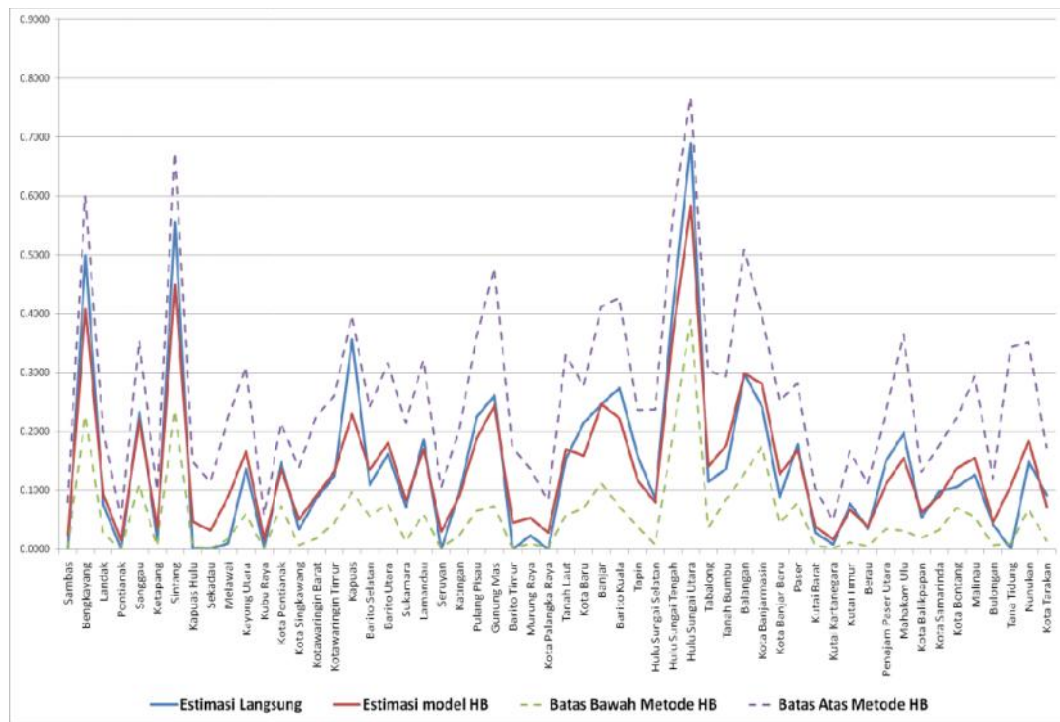
Nilai estimasi proporsi menggunakan HB menghasilkan hasil yang bervariasi, beberapa diantaranya bernilai lebih tinggi jika dibandingkan nilai estimasi langsung dan beberapa lainnya lebih rendah. Perbedaan yang terjadi menunjukkan koreksi dari pendekatan metode HB terhadap nilai estimasi langsung. Koreksi dilakukan karena lemahnya akurasi estimasi langsung yang memiliki varians lebih besar sebagai akibat kurangnya sampel. Sebagai contoh untuk proporsi pada kategori kedua, mempersiapkan usaha, terdapat beberapa kabupaten/kota yang tidak memiliki sampel pada kategori ini sehingga estimasi langsung tidak dapat dilakukan. Dengan menggunakan metode HB, maka estimasi proporsi pengangguran untuk kategori ini dapat dilakukan. Hal ini dapat ditunjukkan pada Gambar 4.7.



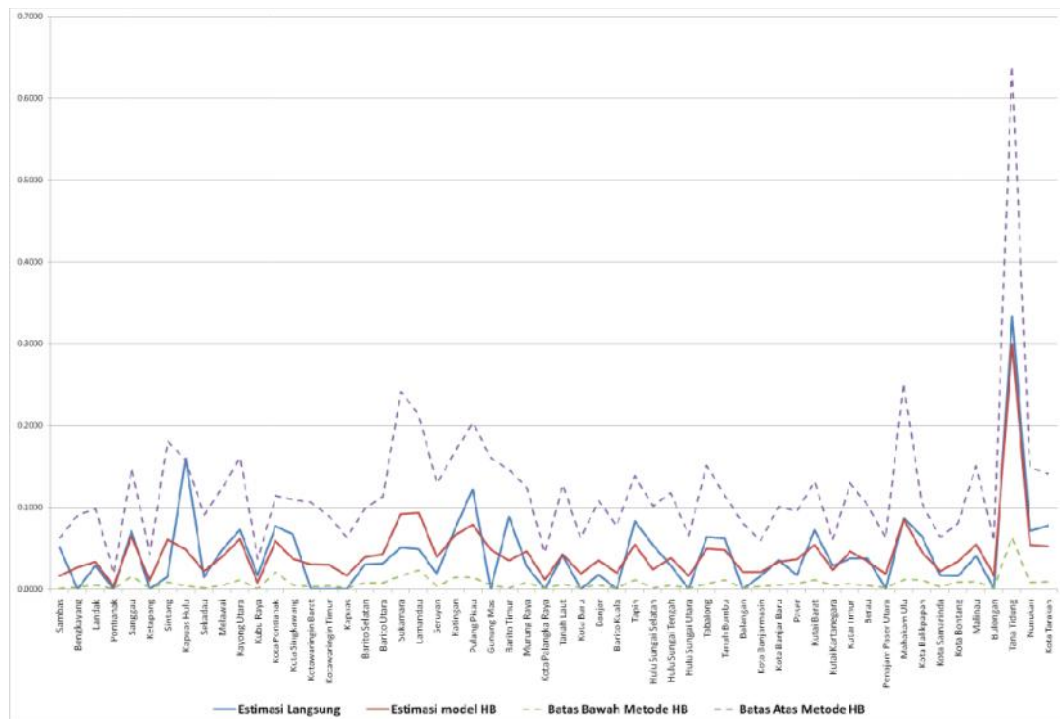
Gambar 4.7a Perbandingan Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes pada Kategori Mencari Pekerjaan



Gambar 4.7b Perbandingan Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes pada Kategori Mempersiapkan Usaha



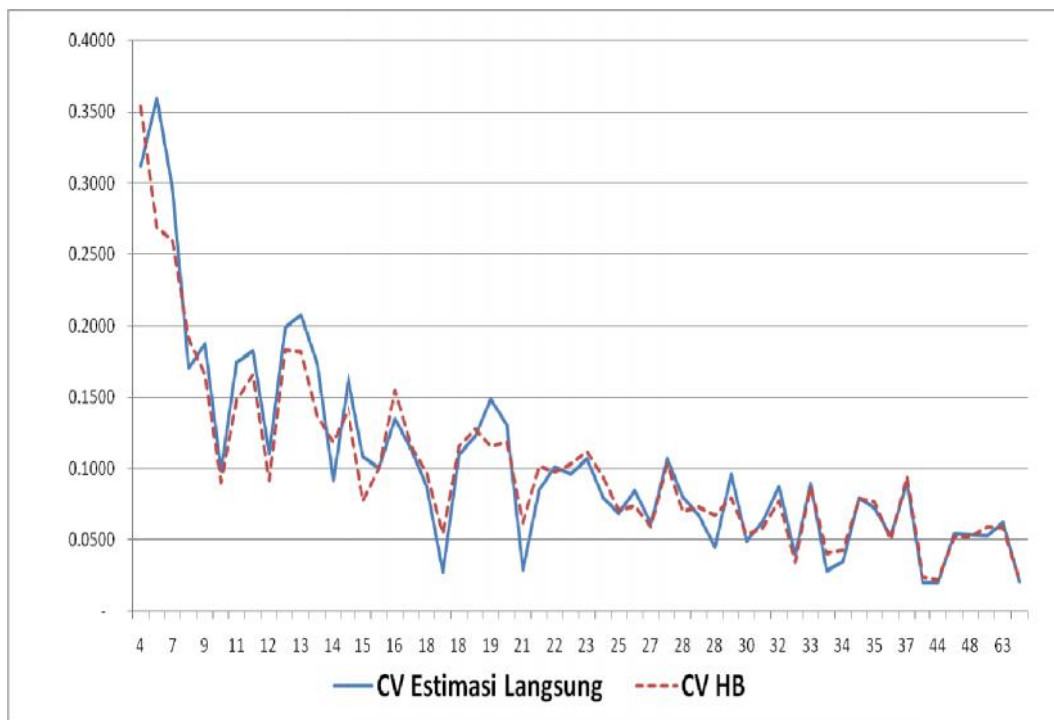
Gambar 4.7c Perbandingan Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes pada Kategori Putus Asa



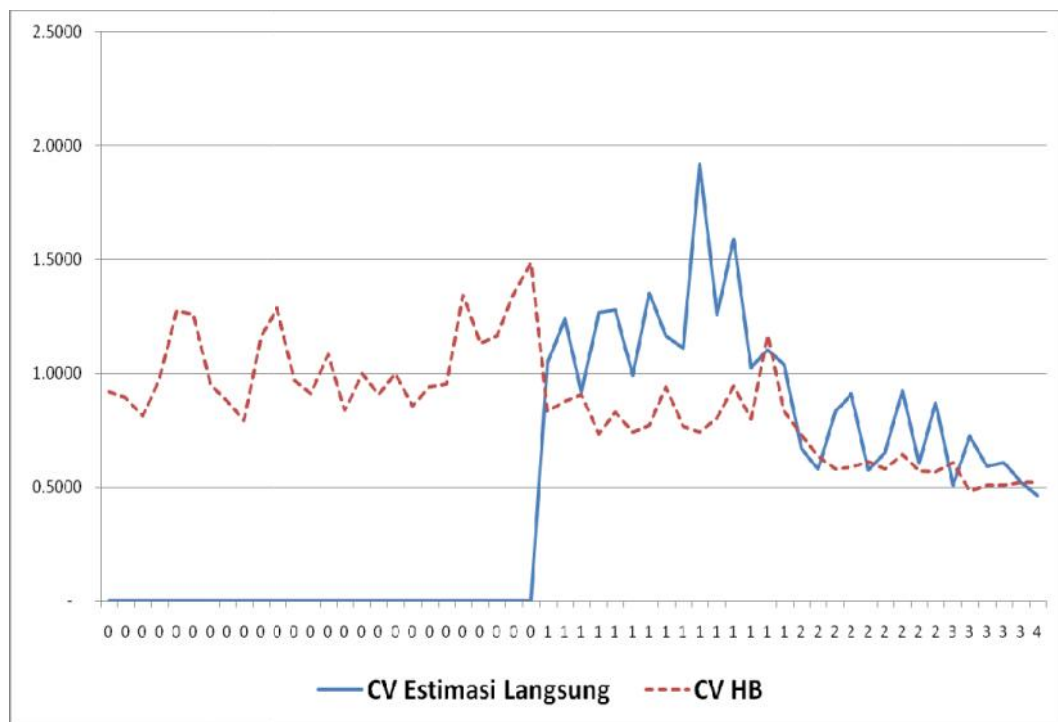
Gambar 4.7d Perbandingan Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes pada Kategori Sudah Memiliki Pekerjaan namun Belum Mulai Bekerja

4.2.2.4 Perbandingan Koefisien Variasi (CV)

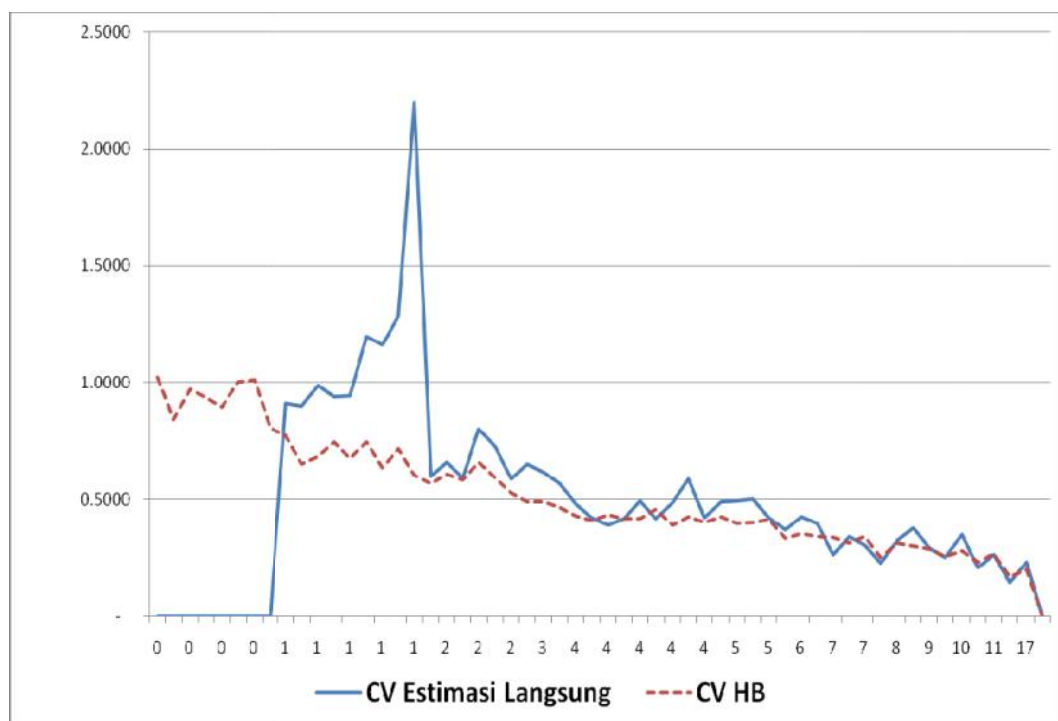
Nilai koefisien variasi (*Coefficient of Variation/CV*) dari estimasi menggunakan metode HB akan dibandingkan dengan nilai CV dari estimasi langsung. Nilai CV diperoleh dengan membagi akar kuadrat varians dengan proporsi. Gambar 4.8 menggambarkan bahwa estimasi menggunakan metode HB mampu menurunkan nilai CV secara signifikan dari estimasi langsung, terutama pada sampel yang kecil.



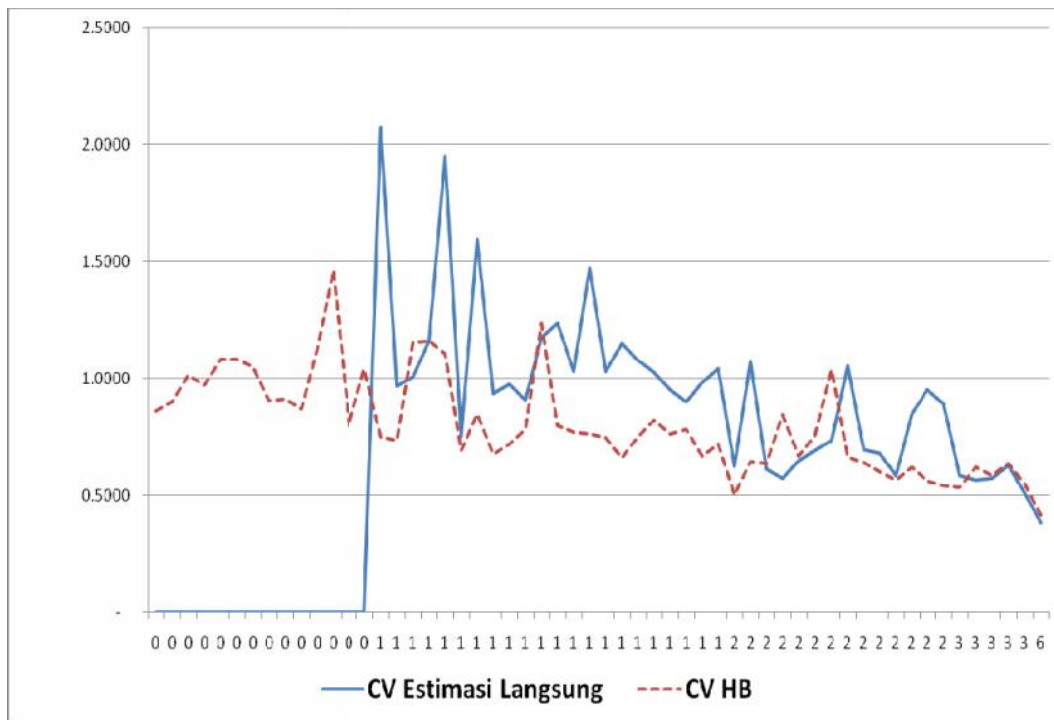
Gambar 4.8a Perbandingan CV pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes Kategori Mencari Pekerjaan



Gambar 4.8b Perbandingan CV pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes Kategori Mempersiapkan Usaha



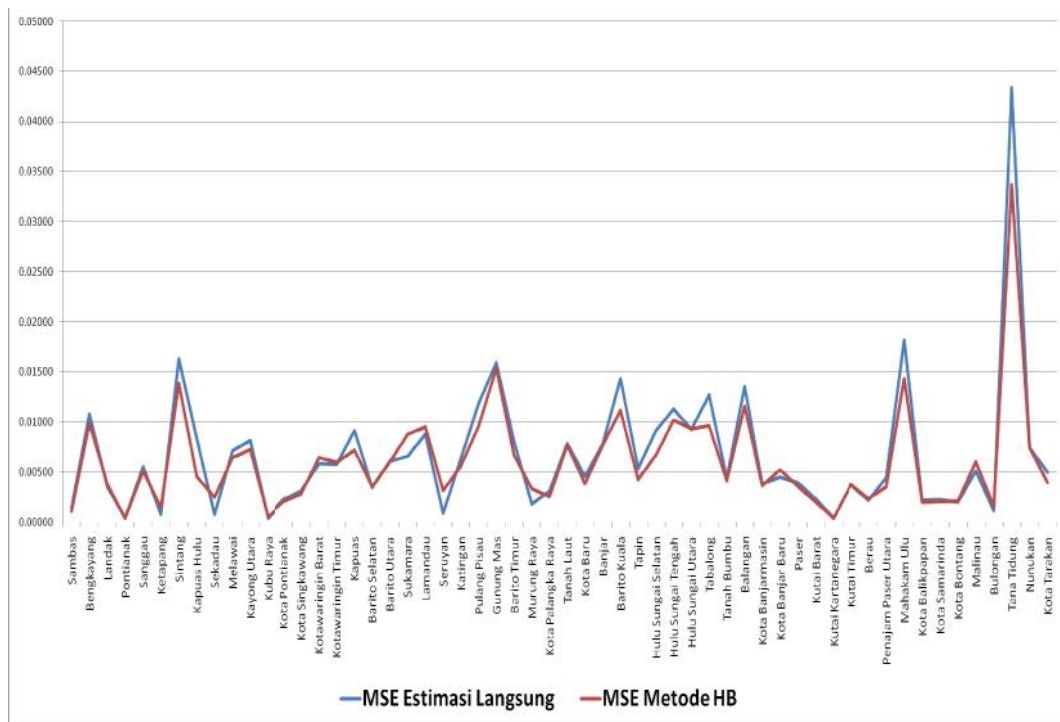
Gambar 4.8c Perbandingan CV pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchical Bayes Kategori Putus Asa



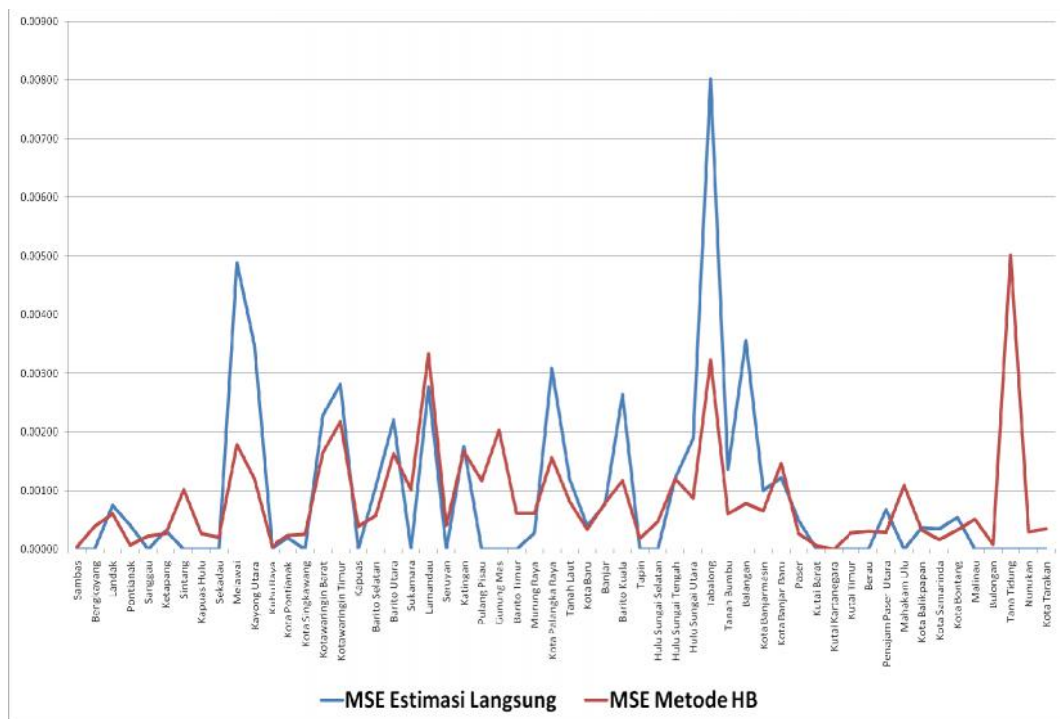
Gambar 4.8d Perbandingan CV pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode Hierarchial Bayes Kategori Sudah Memiliki Pekerjaan namun Belum Mulai Bekerja

4.2.2.5 Perbandingan *Mean Square Error* (MSE)

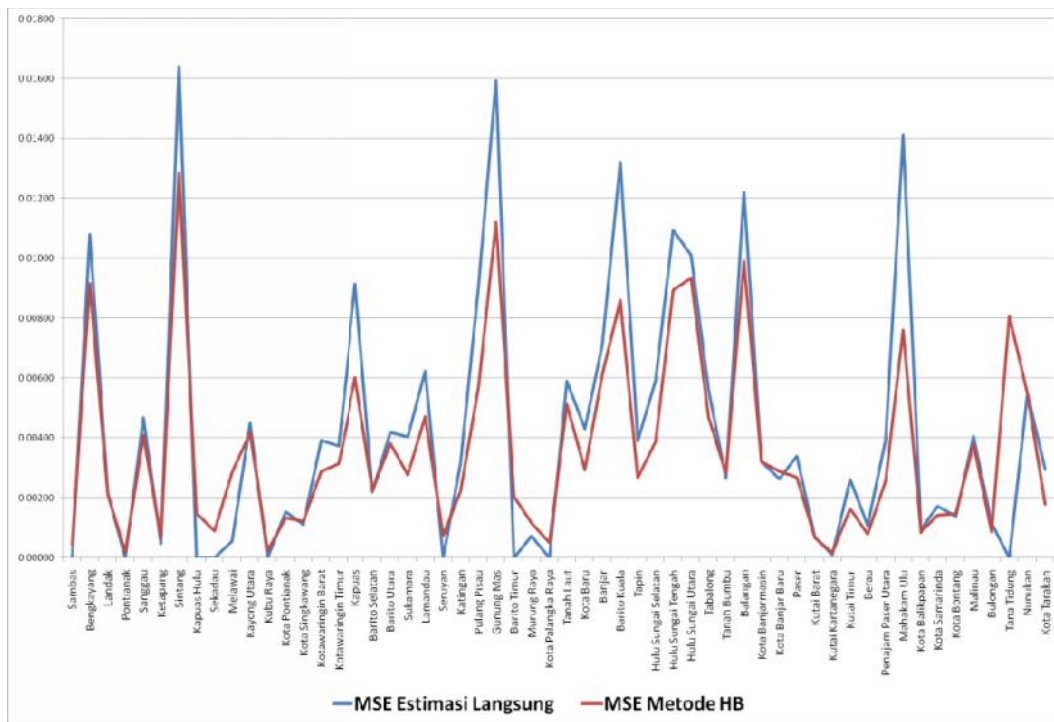
Tujuan dari SAE yakni untuk memperoleh estimasi proporsi pengangguran dengan tingkat presisi yang tinggi pada setiap kategori dan pada setiap kabupaten/kota yang digambarkan melalui *Mean Square Error* (MSE). Kesulitan dalam menentukan ketepatan model pada metode SAE yaitu karena parameter populasi untuk proporsi pengangguran pada setiap kategori di kabupaten/kota tidak diketahui, sehingga parameter populasinya juga akan diestimasi dari sampel yang tersedia. Pada penelitian ini mengaplikasikan metode resampling *Jackknife* untuk mengkoreksi bias dari estimator yakni dengan membangkitkan data yang berasal dari sampel sehingga akan mendekati parameter populasinya. Besarnya nilai MSE akan sangat dipengaruhi oleh variasi dari nilai respon dari masing-masing kategori pada seluruh kabupaten/kota di Pulau Kalimantan. Gambar 4.9 menggambarkan nilai MSE dari estimasi langsung dan estimasi menggunakan metode HB.



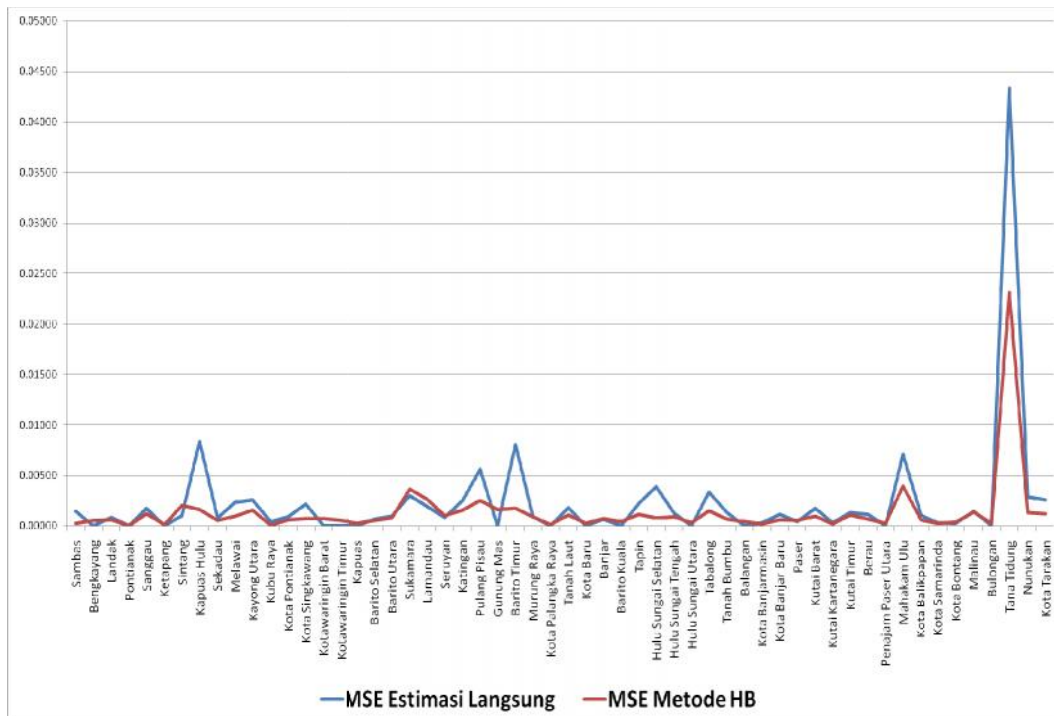
Gambar 4.9a Perbandingan MSE pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode *Hierarchical Bayes* Kategori Mencari Pekerjaan



Gambar 4.9b Perbandingan MSE pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode *Hierarchical Bayes* Kategori Mempersiapkan Usaha



Gambar 4.9c Perbandingan MSE pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode *Hierarchical Bayes* Kategori Putus Asa



Gambar 4.9d Perbandingan MSE pada Proporsi Pengangguran antara Estimasi Langsung dan metode *Hierarchical Bayes* Kategori Sudah Memiliki Pekerjaan namun Belum Mulai Bekerja

Berdasarkan Gambar 4.9 terlihat bahwa MSE dari estimasi langsung cenderung lebih tinggi dibandingkan MSE menggunakan metode HB dalam mengestimasi proporsi pengangguran menurut kategori di Pulau Kalimantan. Nilai MSE yang kecil pada estimasi menggunakan metode HB menggambarkan bahwa estimasi menggunakan metode HB menghasilkan kualitas estimasi yang lebih baik dalam mengestimasi proporsi pengangguran menurut kategori pada setiap kabupaten/kota di Pulau Kalimantan. Adanya variabel penyerta dapat meningkatkan akurasi dalam mengestimasi proporsi pengangguran menurut kategori pada setiap kabupaten/kota di Pulau Kalimantan.

4.3 Pembahasan

Estimasi model *Small Area Estimation* (SAE) pada respon multinomial dapat dilakukan menggunakan metode *Hierarchical Bayes* (HB). Penggunaan metode HB dirasa sangat tepat karena datanya berbentuk binari atau cacahan. Penggunaan *link function* berupa fungsi logit sangat bermanfaat karena akan menjamin estimasi dari proporsi akan selalu berada pada daerah 0 dan 1.

Estimasi parameter pada model SAE dilakukan dengan menerapkan metode HB dengan *link function* berupa fungsi *logit* dan menggunakan distribusi marginal dari komponen multinomial. Penggunaan distribusi *prior* juga menjadi sangat penting dalam menentukan distribusi *prior*, karena akan mempengaruhi inferensi pada distribusi *prior*. Proses untuk mendapatkan inferensi pada distribusi *prior* memerlukan proses analitik maupun integral numerik yang rumit dan sulit dipecahkan, namun hal ini dapat diatasi dengan menggunakan Markov Chain Monte Carlo (MCMC). Pembentukan distribusi *prior* gabungan (*joint posterior distribution*) dari seluruh parameter yang akan diestimasi dilakukan dengan mengkombinasikan antara *likelihood* dan *prior*.

Pada kasus estimasi pada proporsi dengan respon multinomial dapat dituliskan sebagai berikut.

a. Fungsi *likelihood*

$$L(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) = (\sigma_v^{-2})^{m/2} \exp \left\{ -\frac{\sigma_v^{-2}}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{ik} - \mathbf{z}_{ik}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\}$$

b. Distribusi *prior*

$$f(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) = f(\boldsymbol{\beta}) f(\sigma_v^{-2}) = (\sigma_v^{-2})^{a-1} \exp(-\sigma_v^{-2} b)$$

c. Distribusi *Prior Marginal*

$$(\boldsymbol{\beta} | \sigma_v^{-2}, \boldsymbol{\theta}) \sim N_p \left(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2 \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q \mathbf{z}_{ki} \mathbf{z}_{ki}^T \right)^{-1} \right),$$

$$\text{dengan } \boldsymbol{\beta} = \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q \mathbf{z}_{ki}^T \mathbf{z}_{ki} \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q \mathbf{z}_{ki}^T \theta_{ki} \right)$$

$$(\sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta}) \sim \text{Gamma} \left(\frac{m}{2} + a, b + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{ki} - \mathbf{z}_{ki}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right)$$

d. Distribusi Gabungan untuk Estimasi Proporsi

$$f(p_{ki} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) = h(p_{ki} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) k(p_{ki})$$

$$h(p_{ki} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) = g(p_{ki}) \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_v^2} (\theta_{ki} - \mathbf{z}_{ki}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\}$$

$$k(p_{ki}) = p_{ki}^{y_i} (1 - p_{ki})^{n_i - y_i}$$

$$\text{dengan } g'(p_{ki}) = \partial g(p_{ki}) / \partial p_{ki} \text{ dan } g(p_{ki}) = \text{logit}(p_{ki}).$$

Distribusi *prior* yang telah berbentuk *close form* seperti pada parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan σ_v^{-2} , maka besaran dari distribusi *prior*nya dapat dihitung secara langsung menggunakan distribusi marginalnya menggunakan proses MCMC dengan algoritma *Gibbs Sampling*. Sedangkan untuk distribusi *prior* yang tidak berbentuk *close form*, seperti pada parameter p_{ki} , maka besaran *prior*nya dihasilkan secara langsung dari sampel MCMC menggunakan *full conditional distribution*-nya. Estimasi pada setiap parameter diperoleh dari ringkasan statistik dari distribusi *prior*nya, seperti mean, median, standar deviasi dan sebagainya.

Aplikasi dari model SAE menggunakan metode HB dilakukan untuk mengestimasi proporsi pengangguran menurut kategori pengangguran di setiap kabupaten/kota di Pulau Kalimantan. Jumlah sampel yang teridentifikasi sebagai pengangguran yang dihasilkan dari sampel Sakernas di setiap kabupaten/kota di Pulau Kalimantan sangat bervariasi dan beberapa kategori di kabupaten/kota tidak memiliki sampel yang teridentifikasi masuk ke dalam kategori tersebut.

Nilai estimasi proporsi yang dihasilkan menggunakan HB bervariasi, beberapa diantaranya bernilai lebih tinggi jika dibandingkan nilai estimasi

langsung dan beberapa lainnya lebih rendah (Gambar 4.7). Perbedaan yang terjadi menunjukkan koreksi dari pendekatan metode HB terhadap nilai estimasi langsung. Koreksi dilakukan karena lemahnya akurasi estimasi langsung yang memiliki varians lebih besar sebagai akibat kurangnya sampel. Adanya variabel penyerta, yakni variabel rata-rata lama sekolah, laju pertumbuhan ekonomi dan rasio jenis kelamin memberikan pengaruh yang signifikan dan baik untuk mengestimasi proporsi pengangguran menurut kategori. Hal ini ditandai dengan nilai MSE yang lebih rendah pada estimasi menggunakan metode HB dibandingkan dengan estimasi langsung (Gambar 4.9). Demikian pula, estimasi dengan menggunakan metode HB menghasilkan penurunan nilai CV dari estimasi langsungnya (Gambar 4.8).

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah diuraikan pada bab sebelumnya, maka kesimpulan yang dapat diperoleh sebagai berikut.

1. Untuk estimasi parameter pada respon multinomial dapat dituliskan sebagai berikut, yakni jika diketahui.

$$y_{il} | p_{il} \sim \text{Multinomial}(n_i, p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{i(q-1)})$$

dengan $i = 1, 2, \dots, m$, $\sum_{k=1}^q p_{ik} = 1$, $\sum_{k=1}^q n_{ik} = n_i$, dan q jumlah kategori.

Model Hierarchical Bayes dengan menggunakan distribusi marjinal dari komponen Multinomial dan fungsi logit sebagai *link function*.

- (i) $y_{ik} | p_{il} \sim \text{Binomial}(n_i, p_{il})$
- (ii) $\theta_{il} = \text{logit}(p_{il}) = \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k + v_{il}$ dengan $v_{il} \sim N(0, \sigma_v^2)$
- (iii) $\boldsymbol{\beta}_k$ dan σ_v^2 saling bebas

Fungsi *likelihood*

$$L(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) = (\sigma_v^{-2})^{m/2} \exp \left\{ -\frac{\sigma_v^{-2}}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{il} - \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\}$$

Distribusi *prior*

$$f(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) = f(\boldsymbol{\beta}) f(\sigma_v^{-2}) = (\sigma_v^{-2})^{a-1} \exp(-\sigma_v^{-2} b)$$

maka

- a. Distribusi *prior* bersyarat pada distribusi *prior* untuk parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan σ , yaitu

$$(\boldsymbol{\beta} | \sigma_v^{-2}, \boldsymbol{\theta}) \sim N_p \left(\boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2 \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q \mathbf{z}_{il}^T \mathbf{z}_{il} \right)^{-1} \right)$$

dan

$$(\sigma_v^{-2} | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta}) \sim \text{Gamma} \left(\frac{m}{2} + a, b + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (\theta_{il} - \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right).$$

Distribusi *prior*nya berbentuk *close form*, sehingga besaran *prior* dapat dihitung menggunakan integrasi numerik dengan MCMC dan algoritma *Gibbs Sampling*.

b. Distribusi *prior* bersyarat untuk parameter p_{il}

$$f(p_{il} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) = h(p_{il} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) k(p_{il})$$

dimana

$$h(p_{il} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^{-2}) = g(p_{il}) \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_v^2} (\theta_{il} - \mathbf{z}_{il}^T \boldsymbol{\beta}_k)^2 \right\}$$

$$k(p_{il}) = p_{il}^y (1 - p_{il}^y)^{n_i - y_{il}}$$

dengan $g'(p_{il}) = \partial g(p_{il}) / \partial p_{il}$ dan $g(p_{il}) = \text{logit}(p_{il})$.

Distribusi *prior* bersyarat untuk parameter ini tidak berbentuk *close form*, sehingga estimasi untuk p_{il} diperoleh dari sampel MCMC berdasarkan *full conditional distribution*-nya.

2. Variabel rata-rata lama sekolah, pertumbuhan ekonomi dan rasio jenis kelamin berpengaruh secara signifikan terhadap prediksi pengangguran menurut kategori di Pulau Kalimantan.
3. Estimasi menggunakan metode HB mengkoreksi beberapa titik dari estimasi langsung. Koreksi terjadi karena lemahnya akurasi estimasi langsung yang memiliki varians lebih besar akibat kurangnya sampel.
4. Terdapat penurunan nilai koefisien variasi (CV) dari estimasi menggunakan model HB dibandingkan estimasi langsung.
5. Dengan menggunakan metode Jackknife, nilai MSE pada model SAE menggunakan metode HB di setiap kategori menghasilkan nilai yang lebih kecil dibandingkan pada estimasi langsung. Hal tersebut mengindikasikan bahwa estimasi menggunakan metode HB dapat memperbaiki estimasi yang diperoleh menggunakan estimasi langsung.

5.2 Saran

Dalam penelitian ini masih banyak terdapat permasalahan yang belum dikaji secara mendalam serta masih terdapat banyak keterbatasan di dalamnya, sehingga penulis memberikan saran sebagai berikut:

1. Pada penelitian ini banyak data yang bernilai 0, maka penelitian selanjutnya dapat menggunakan distribusi yang bersifat *truncated* sehingga data yang bernilai 0 dapat diestimasi secara tersendiri.
2. Pemilihan variabel penjelas yang tepat dan memiliki keterkaitan yang tinggi dengan variabel respon tentu akan memberikan akurasi yang tinggi untuk model *Hierarchical Bayes*. Pada penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi variabel penjelas lain yang lebih tepat untuk menjelaskan variabel tingkat pengangguran per kategori.
3. Pada penelitian selanjutnya untuk mengembangkan model SAE untuk kasus Multinomial dapat memperlakukan komponen n_i pada distribusi Multinomial sebagai suatu variabel random dan memiliki distribusi tertentu.
4. Sesuai dengan kebutuhan informasi yang semakin diminati untuk wilayah kecil maupun domain yang lebih rinci, SAE dapat dimanfaatkan untuk memperoleh informasi yang lebih akurat dengan tidak memerlukan penambahan sampel yang tentunya memerlukan tambahan biaya yang lebih besar, waktu dan tenaga yang lebih banyak.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

- Arrosid, H. (2013). *Penerapan Metode Spatial Empirical Best Linier Unbiased Prediction pada Small Area Estimation untuk Estimasi Angka Pengangguran Tingkat Kecamatan di Provinsi Sulawesi Utara*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Baíllo, A., & Molina, I. (2009). Mean-Squared Errors of Small-Area Estimators under a Unit-Level Multivariate Model. *Statistics, Volume 43* (Nomor 6), 553-569.
- Benavent, R., & Morales, D. (2016). Multivariate Fay–Herriot models for small area estimation. *Computational Statistics & Data Analysis, Volume 94*, 372-390.
- Bleuer, S. G. (2007). Evaluation of Small Domain Estimators for the Survey of Employment Payroll dan Hours. *Proceeding of the Survey Methods Section*. Canada: SSC Annual Meeting.
- Box, G. E., & Tiao, G. C. (1973). *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. Reading, Massachusetts: Addison Wesley.
- BPS. (2015). *Indikator Pasar Tenaga Kerja Indonesia Agustus 2015*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- BPS. (2016). *Produk Domestik Regional Bruto Provinsi-Provinsi di Indonesia menurut Lapangan Usaha Tahun 2011 - 2015*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Bukhari, A. (2015). *Pendugaan Area Kecil Komponen Indeks Pendidikan dalam IPM di Kabupaten Indramayu dengan Metode Hierarchical Bayes Berbasis Spasial*. Bandung: Universitas Padjajaran.
- Carlin, B., & Chib, S. (1995). Bayesian Model Choice via Markov Chain Monte Carlo Methods. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, Volume 57 (3), 473-484.
- Casella, G., & George, E. I. (1992). Explaining the Gibbs Sampler. *The American Statistician, Volume 46* (Nomor 3), 167-174.
- Chandra, H., Chambers, R., & Salvati, N. (2009). *Small Area Estimation of Proportions in Business Surveys*. Australia: The University of Wollongong.
- Cochran, W. (1977). *Sampling Techniques*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.

- Congdon, P. (2010). *Applied Bayesian Hierarchical Methods*. New York: Chapman & Hall/ CRC.
- Fay, R., & Herriot, R. (1979). Estimates of Income for Small Places: an Application of James-Stein Procedures to Census Data. *Journal of the American Statistical Association*, Volume 74, 269-277.
- Gelman, A. (2002). Prior Distribution. *Encyclopedia of Environmetrics*, Volume 3, 1634-1637.
- Geman, S., & Geman, D. (1984). Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution and the Bayesian Restoration of Images. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-6 (Nomor 6), 721-740.
- Ghosh, & Rao, J. (1994). Small Area Estimation: an Appraisal. *Statistical Science*, Volume 9, 55-76.
- Gilks, W., Roberts, G., & Suhu, S. (1998). Adaptive Markov Chain Monte Carlo through Regeneration. *Journal of the American Statistical Association*, Volume 93, 337-348.
- Hajarisman, N. (2013). *Pemodelan Area Kecil untuk Menduga Angka Kematian Bayi melalui Pendekatan Model Regresi Poisson Bayes Berhierarchy Dua-level*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Hidioglou, M. (2007). Small-Area Estimation: Theory and Practice. *Journal Survey Methodology*, 3445-3456.
- Iswanto, D. (2013). *Pertumbuhan Ekonomi dan Pengangguran: Validitas Hukum Okun di Indonesia*. Malang: Universitas Brawijaya.
- Julianto, A. (2016). *Model Hierarchical Bayes pada Small Area Estimation untuk Pendugaan Proporsi Pengangguran pada Desain Survei Kompleks*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- King, R., Morgan, B., Gimenez, O., & Brooks, S. (2010). *Bayesian Analysis for Population Ecology*. USA: Chapman & Hall/ CRC.
- Liu, B. (2009). *Hierarchical Bayes Estimation and Empirical Best Prediction of Small-Area Proportions*. University of Maryland. Maryland: College Park.
- López-Vizcaíno, E., Lombardía, M., & Morales, D. (2013). Multinomial-Based Small Area Estimation of Labour Force Indicators. *Statistical Modelling*, Volume 13, 153-178.

- López-Vizcaíno, E., Lombardía, M., & Morales, D. (2015). Small Area Estimation of Labour Force Indicators under Multinomial Model with Correlated Time and Area Effects. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A: Statistics in Society*, Volume 178 (Nomor 3), 535–565.
- Maiti, T. (1997). Hierarchical Bayes Estimation of Mortality Rates for Disease Mapping. *Journal of Statistical Planning and Inferenc* , Volume 69, 339-348.
- Miranti, P., Rumiati, A., & Ratnasari, V. (2015). Pendugaan Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja dan Tingkat Pengangguran Terbuka di Kabupaten Pamekasan menggunakan Small Area Estimation dengan Pendekatan Hierarchical Bayes. *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika 2015* (hal. 362-373). Surabaya: Universitas Negeri Surabaya.
- Molina, I., Saei, A., & Lombardía, M. (2007). Small Area Estimates of Labour Force Participation under Multinomial Logit Mixed Model. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A: Statistics in Society*, Volume 170, 975-1000.
- Muslim, M. (2014). Pengangguran Terbukan dan Determinannya. *Jurnal Ekonomi dan Studi Pembangunan*, Volume 15 (Nomor 2), 171-181.
- Noviani, A. (2016). *Small Area Estimation dengan Pendekatan Hierarchical Bayesian Neural Network untuk Kasus Anak Putus Sekolah dari Rumah Tangga Miskin di Provinsi Jawa Timur*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian Modeling Using Winbugs*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Orme, B. (2000). *Hierarchical Bayes: Why All the Attention?* Washington: Sawtooth Software Inc.
- Rao, J. (2007). Jackknife and Bootstrap Methods for Small Area Estimation. *Section on Survey Research Methods* .
- Rao, J. (2003). *Small Area Estimation*. New York: John Wiley and Sons.
- Ross, S. (2014). *Introduction to Probability Models (Eleventh Edition)*. Oxford: Academic Press.
- Rumiati, A. (2012). *Model Bayes untuk Pendugaan Area Kecil dengan Penarikan Contoh Berpeluang Tidak Sama pada Kasus Respon Binomial dan Multinomial*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.

- Scealy, J. (2010). *Small Area Estimation Using a Multinomial Logit Mixed Model with Category Specific Random Effects*. Australian Bureau of Statistics and Australian National University. Canberra: Australian Bureau of Statistics.
- Suaidah, I., & Cahyono, H. (2013). Pengaruh Tingkat Pendidikan terhadap Tingkat Pengangguran di Kabupaten Jombang. *Jurnal Pendidikan Ekonomi, Volume 1* (Nomor 3), 1-16.
- Sun, Z. (2015). *A Bayesian Approach to Small Area Estimation of Health Insurance Coverage*. Louisiana State University.
- Trevisani, M., & Torelli, N. (2007). *Hierarchical Bayesian Models for Small Area Estimation with Count Data*. Università degli Studi di Trieste. Trieste, Italy: Dipartimento di Scienze Economiche e Statistiche.
- UNDP. (2015). Dipetik September 29, 2015, dari <http://www.undp.org/content/undp/en/home/sustainable-development-goals/goal-8-decent-work-and-economic-growth.html>
- You, Y. (2008). An Integrated Modeling Approach to Unemployment Rate Estimation for Subprovincial Areas of Canada. *Survey Methodology, Volume 34* (Nomor 1), 19-27.
- You, Y., & Rao, J. (2002). Small Area Estimation Using Unmatched Sampling and Linking Models. *Canadian Journal of Statistics, Volume 30*, 3-15.
- Zhou, Q., & You, Y. (2008). Hierarchical Bayes Small Area Estimation for the Canadian Community Health Survey. *Proceedings of the Survey Methods Section*. SSC Annual Meeting.

Lampiran 1. Jumlah Sampel Sakernas, Populasi Pengangguran, dan Jumlah Sampel Pengangguran, Hasil Olah Sakernas Agustus 2015

No	Kabupaten/ Kota	N jumlah pengang guran	n sampel pengang guran	% sampel pengang guran	Total Sampel Sakernas
1	Sambas	12.865	35	0,272	1.171
2	Bengkayang	3.979	24	0,603	970
3	Landak	10.306	33	0,320	1.003
4	Pontianak	7.924	45	0,568	1.039
5	Sanggau	12.125	39	0,322	1.111
6	Ketapang	9.792	36	0,368	1.109
7	Sintang	5.052	16	0,317	1.106
8	Kapuas Hulu	3.888	17	0,437	951
9	Sekadau	3.068	19	0,619	919
10	Melawai	3.090	20	0,647	926
...					
50	Kota Samarinda	20.787	52	0,250	1.718
51	Kota Bontang	9.688	69	0,712	1.060
52	Malinau	3.220	28	0,870	528
53	Bulongan	3.941	36	0,913	762
54	Tana Tidung	243	6	2,469	293
55	Nunukan	2.834	24	0,847	771
56	Kota Tarakan	5.841	29	0,496	1.013

Lampiran 2. Variabel Penjelas

No	Kabupaten/ Kota	Rata-Rata Lama Sekolah (tahun)	Laju Pertumbuhan Ekonomi (persen)	Rasio Jenis Kelamin
1	Sambas	6.13	4.78	97.67
2	Bengkayang	5.98	3.96	107.96
3	Landak	7.06	5.11	108.73
4	Pontianak	6.45	5.60	102.77
5	Sanggau	6.74	3.15	106.98
6	Ketapang	6.56	5.53	107.17
7	Sintang	6.70	4.65	106.15
8	Kapuas Hulu	7.00	4.67	103.63
9	Sekadau	6.55	5.75	106.16
10	Melawai	6.42	4.61	104.44
...				
50	Kota Samarinda	10.31	0.01	107.05
51	Kota Bontang	10.38	3.44	109.92
52	Malinau	8.29	3.43	117.00
53	Bulungan	8.29	1.08	115.00
54	Tana Tidung	7.85	3.13	123.00
55	Nunukan	7.22	0.54	113.75
56	Kota Tarakan	9.91	3.98	109.84

Lampiran 3. Syntax Metode Hierarchical Bayes

```

model;
{

for( i in 1 : M ) {
for ( k in 1: Q ) {
theta[i,k] <- b0[k]+b[1,k]*x1[i]+b[2,k]*x2[i]+b[3,k]*x3[i]+v[i,k]
exptheta[i,k] <- exp(theta[i,k])
p[i,k] <- exptheta[i,k] / sum(exptheta[i, 1:Q])
}
y[i , 1:Q] ~ dmulti(p[i , 1:Q], n[i])
}

b0[1] ~ dnorm(4.5, 1)
b[1,1] ~ dnorm( 0.21,100)
b[2,1] ~ dnorm( -1.7,100)
b[3,1] ~ dnorm( -3.6,100)
b0[2] ~ dnorm(1, 44)
b[1,2] ~ dnorm( 0.3, 44)
b[2,2] ~ dnorm(0.2, 100)
b[3,2] ~ dnorm(-0.3, 44)
b0[3] ~ dnorm(2.3, 3)
b[1,3] ~ dnorm( 0.1, 500)
b[2,3] ~ dnorm(-0.3, 100)
b[3,3] ~ dnorm(-0.4, 2)
b0[4] ~ dnorm(1, 50)
b[1,4] ~ dnorm( 0.2, 100)
b[2,4] ~ dnorm(-0.25, 50)
b[3,4] ~ dnorm(-0.17, 100)

for( i in 1 : M ) {
for( k in 1 : Q ) {
v[i , k] ~ dnorm( 0.0,tau[k]) } }

for( k in 1 : Q ) {
tau[k] ~ dgamma(10,10) }

for( k in 1 : Q ) {
sigma[k] <- 1 / sqrt(tau[k]) }

}
}

#DATA
list(M=56, Q=4,
y=structure(.Data=c(33,0,0,2,13,0,11,0,28,... ,18,0,5,1,25,0,2,2),.Dim=c(56,4)),
n=c(35,24,33,45,39,36,...,36,6,24,29),
x1=c(-1.34657,-1.46441,-0.61598,-1.09518,-0.86736,...,0.00463,-0.49029,1.62292),
x2=c(0.20543,-0.09538,0.32648,0.50623,-0.39251,... , -0.39985,-1.34994,-0.08804),
x3=c(-1.72491,0.06389,0.24277,..., 1.31604,2.74708,1.13716,0.42165))

```

Lampiran 4. Hasil Estimasi Parameter menggunakan metode HB

node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%	start	sample
b[1,1]	0.2322	0.09691	0.001252	0.04144	0.2324	0.4184	2000	8001
b[1,2]	0.3197	0.1255	0.001526	0.07747	0.3192	0.5671	2000	8001
b[1,3]	0.09687	0.04401	4.974E-4	0.01191	0.09672	0.1834	2000	8001
b[1,4]	0.1863	0.09126	0.001023	0.00671	0.1857	0.3641	2000	8001
b[2,1]	-1.653	0.0963	0.001313	-1.839	-1.654	-1.463	2000	8001
b[2,2]	0.1933	0.09486	0.001111	0.009062	0.1927	0.379	2000	8001
b[2,3]	-0.3186	0.09192	0.001032	-0.5005	-0.3189	-0.1372	2000	8001
b[2,4]	-0.2969	0.1223	0.00159	-0.5378	-0.2983	-0.05629	2000	8001
b[3,1]	-3.392	0.1019	0.001462	-3.592	-3.391	-3.187	2000	8001
b[3,2]	-0.5211	0.1398	0.001808	-0.7956	-0.5193	-0.2482	2000	8001
b[3,3]	-0.9341	0.2388	0.004937	-1.402	-0.934	-0.4616	2000	8001
b[3,4]	-0.2702	0.09504	0.001252	-0.4559	-0.27	-0.08502	2000	8001
b0[1]	4.557	0.3468	0.01187	3.902	4.549	5.237	2000	8001
b0[2]	0.9032	0.1349	0.001672	0.6347	0.9032	1.164	2000	8001
b0[3]	2.367	0.2159	0.004136	1.947	2.365	2.792	2000	8001
b0[4]	1.075	0.1284	0.001493	0.821	1.076	1.326	2000	8001
p[1,1]	0.9551	0.03293	3.618E-4	0.8709	0.9632	0.9948	2000	8001
p[1,2]	0.004988	0.006718	7.617E-5	1.625E-4	0.002707	0.02346	2000	8001
p[1,3]	0.02355	0.02106	2.35E-4	0.001757	0.01742	0.07939	2000	8001
p[1,4]	0.01632	0.01695	1.725E-4	8.615E-4	0.01081	0.06277	2000	8001
p[2,1]	0.5452	0.09908	0.001166	0.3494	0.5475	0.7357	2000	8001
p[2,2]	0.02119	0.02011	2.537E-4	0.001848	0.01503	0.07575	2000	8001
p[2,3]	0.407	0.09504	0.001054	0.2276	0.4048	0.6002	2000	8001
p[2,4]	0.02662	0.02397	3.003E-4	0.002301	0.01937	0.09038	2000	8001
p[3,1]	0.842	0.06144	7.097E-4	0.7025	0.8492	0.9393	2000	8001
p[3,2]	0.03138	0.02397	2.605E-4	0.004323	0.02496	0.09434	2000	8001
p[3,3]	0.09327	0.04575	4.917E-4	0.02709	0.0858	0.2017	2000	8001
p[3,4]	0.0333	0.02486	2.827E-4	0.004692	0.02697	0.09857	2000	8001
p[4,1]	0.9749	0.02143	2.669E-4	0.9176	0.9809	0.9983	2000	8001
p[4,2]	0.007663	0.008958	1.016E-4	2.44E-4	0.004618	0.03298	2000	8001
p[4,3]	0.01367	0.01383	1.675E-4	6.333E-4	0.009159	0.05072	2000	8001
p[4,4]	0.00374	0.005478	6.572E-5	8.79E-5	0.001858	0.01901	2000	8001
p[5,1]	0.6975	0.07179	6.999E-4	0.5514	0.701	0.8279	2000	8001
p[5,2]	0.01757	0.01505	1.617E-4	0.001974	0.01313	0.05755	2000	8001
p[5,3]	0.2198	0.0633	5.621E-4	0.1108	0.2151	0.3549	2000	8001
p[5,4]	0.06516	0.03491	4.138E-4	0.01555	0.059	0.1475	2000	8001
p[6,1]	0.9366	0.03839	3.691E-4	0.843	0.944	0.9887	2000	8001
p[6,2]	0.01713	0.01622	1.616E-4	0.001354	0.01219	0.06096	2000	8001
p[6,3]	0.03616	0.02595	2.622E-4	0.004838	0.02986	0.1007	2000	8001
p[6,4]	0.01007	0.01137	1.159E-4	4.931E-4	0.00644	0.04193	2000	8001
p[7,1]	0.4553	0.1183	0.001229	0.231	0.4537	0.6863	2000	8001
p[7,2]	0.0351	0.03143	3.801E-4	0.00329	0.02568	0.1198	2000	8001
p[7,3]	0.449	0.1132	0.001203	0.2353	0.4464	0.6738	2000	8001
p[7,4]	0.06063	0.04544	5.706E-4	0.008266	0.0489	0.1808	2000	8001
p[8,1]	0.8904	0.06916	7.608E-4	0.7205	0.904	0.9835	2000	8001
p[8,2]	0.0146	0.017	1.755E-4	7.046E-4	0.008862	0.06114	2000	8001
p[8,3]	0.04666	0.03928	4.051E-4	0.003996	0.03561	0.1492	2000	8001
p[8,4]	0.04833	0.04093	4.836E-4	0.003978	0.03704	0.1571	2000	8001
p[9,1]	0.9354	0.05109	4.623E-4	0.8036	0.9487	0.9949	2000	8001
p[9,2]	0.01135	0.01459	1.458E-4	3.779E-4	0.006162	0.05193	2000	8001
p[9,3]	0.03153	0.03056	3.028E-4	0.001615	0.02189	0.1135	2000	8001
p[9,4]	0.0217	0.02396	2.475E-4	9.389E-4	0.01382	0.09086	2000	8001
p[10,1]	0.8144	0.08157	9.26E-4	0.6306	0.8244	0.9441	2000	8001
p[10,2]	0.05735	0.04176	4.723E-4	0.007694	0.04713	0.1631	2000	8001
p[10,3]	0.08912	0.05372	5.817E-4	0.01756	0.07842	0.2231	2000	8001
p[10,4]	0.03915	0.03223	3.642E-4	0.004012	0.0305	0.1226	2000	8001
p[11,1]	0.7165	0.08473	8.976E-4	0.5399	0.722	0.8655	2000	8001
p[11,2]	0.05569	0.03555	3.872E-4	0.01033	0.04746	0.1436	2000	8001
p[11,3]	0.1665	0.06479	6.024E-4	0.06052	0.1594	0.3102	2000	8001
p[11,4]	0.0613	0.03924	5.141E-4	0.01099	0.05282	0.1606	2000	8001
p[12,1]	0.9723	0.02343	2.542E-4	0.9118	0.9787	0.9981	2000	8001
p[12,2]	0.004759	0.00643	6.996E-5	1.311E-4	0.00259	0.02244	2000	8001
p[12,3]	0.01484	0.01489	1.622E-4	7.528E-4	0.01009	0.05604	2000	8001
p[12,4]	0.008074	0.009995	1.103E-4	2.679E-4	0.004758	0.03649	2000	8001
p[13,1]	0.7773	0.04561	5.224E-4	0.6833	0.7794	0.8607	2000	8001
p[13,2]	0.02761	0.01563	1.837E-4	0.006486	0.02459	0.06492	2000	8001
p[13,3]	0.1359	0.03649	4.358E-4	0.07313	0.1328	0.2148	2000	8001

p[13,4]	0.05915	0.0246	2.86E-4	0.02087	0.05581	0.1146	2000	8001
p[14,1]	0.897	0.05301	6.158E-4	0.7728	0.9055	0.9751	2000	8001
p[14,2]	0.01578	0.01574	1.864E-4	0.001168	0.01073	0.05938	2000	8001
p[14,3]	0.05004	0.03426	4.077E-4	0.007581	0.04229	0.1387	2000	8001
p[14,4]	0.03717	0.02799	2.947E-4	0.004818	0.02957	0.1095	2000	8001
p[15,1]	0.8243	0.08005	9.028E-4	0.6419	0.8351	0.9491	2000	8001
p[15,2]	0.05405	0.03999	4.168E-4	0.006982	0.04442	0.1569	2000	8001
p[15,3]	0.09134	0.05393	5.928E-4	0.01876	0.07973	0.2263	2000	8001
p[15,4]	0.03035	0.02741	3.392E-4	0.002717	0.02208	0.1062	2000	8001
p[16,1]	0.7474	0.07727	8.467E-4	0.5795	0.7539	0.882	2000	8001
p[16,2]	0.09198	0.04653	4.986E-4	0.02488	0.08395	0.203	2000	8001
p[16,3]	0.1309	0.05586	6.276E-4	0.04457	0.1232	0.2598	2000	8001
p[16,4]	0.02973	0.02365	2.571E-4	0.003552	0.02339	0.08971	2000	8001
p[17,1]	0.7318	0.08448	8.644E-4	0.5507	0.7377	0.8813	2000	8001
p[17,2]	0.02208	0.02011	2.403E-4	0.001845	0.01601	0.07797	2000	8001
p[17,3]	0.2296	0.07742	7.669E-4	0.09713	0.2244	0.3973	2000	8001
p[17,4]	0.01653	0.01678	1.84E-4	0.00111	0.0112	0.06324	2000	8001
p[18,1]	0.7835	0.05981	7.259E-4	0.6545	0.788	0.8891	2000	8001
p[18,2]	0.04315	0.02492	2.77E-4	0.009514	0.03829	0.1051	2000	8001
p[18,3]	0.1342	0.04727	6.117E-4	0.05661	0.1289	0.2399	2000	8001
p[18,4]	0.03916	0.02432	2.634E-4	0.007515	0.0339	0.09913	2000	8001
p[19,1]	0.6971	0.07789	8.886E-4	0.5348	0.7018	0.836	2000	8001
p[19,2]	0.07999	0.04069	4.058E-4	0.02176	0.07293	0.1773	2000	8001
p[19,3]	0.1804	0.06179	6.603E-4	0.07707	0.175	0.3162	2000	8001
p[19,4]	0.04249	0.02844	3.215E-4	0.007108	0.03627	0.1131	2000	8001
p[20,1]	0.7893	0.09361	9.146E-4	0.5799	0.8004	0.9384	2000	8001
p[20,2]	0.03643	0.03201	3.429E-4	0.003449	0.0273	0.1224	2000	8001
p[20,3]	0.08222	0.05347	5.363E-4	0.01302	0.07072	0.214	2000	8001
p[20,4]	0.09201	0.05937	6.227E-4	0.0161	0.07911	0.2415	2000	8001
p[21,1]	0.6187	0.09587	0.001021	0.4245	0.6207	0.7952	2000	8001
p[21,2]	0.1188	0.05728	6.377E-4	0.03411	0.1094	0.2555	2000	8001
p[21,3]	0.169	0.06794	7.897E-4	0.05943	0.1605	0.3214	2000	8001
p[21,4]	0.09343	0.05059	5.517E-4	0.02278	0.08404	0.2131	2000	8001
p[22,1]	0.9132	0.05671	6.534E-4	0.7723	0.9252	0.9878	2000	8001
p[22,2]	0.01847	0.02002	2.479E-4	9.743E-4	0.01188	0.07365	2000	8001
p[22,3]	0.02928	0.02736	3.095E-4	0.00211	0.02071	0.1047	2000	8001
p[22,4]	0.03901	0.03311	3.791E-4	0.003293	0.02972	0.1288	2000	8001
p[23,1]	0.7742	0.0757	9.26E-4	0.6112	0.7802	0.9001	2000	8001
p[23,2]	0.07048	0.04087	4.41E-4	0.01531	0.06219	0.1723	2000	8001
p[23,3]	0.08948	0.04703	5.502E-4	0.02294	0.08136	0.2009	2000	8001
p[23,4]	0.06581	0.03956	4.638E-4	0.01385	0.05761	0.1679	2000	8001
p[24,1]	0.6906	0.09845	0.001096	0.4837	0.6974	0.8615	2000	8001
p[24,2]	0.04277	0.03381	3.692E-4	0.004904	0.03373	0.1315	2000	8001
p[24,3]	0.1879	0.07684	8.675E-4	0.06544	0.178	0.3608	2000	8001
p[24,4]	0.07879	0.05003	5.217E-4	0.01391	0.06774	0.2039	2000	8001
p[25,1]	0.6514	0.1242	0.001507	0.3963	0.6603	0.8684	2000	8001
p[25,2]	0.05649	0.04579	5.32E-4	0.005836	0.04386	0.1778	2000	8001
p[25,3]	0.2439	0.105	0.001226	0.0735	0.232	0.4779	2000	8001
p[25,4]	0.04818	0.04142	5.982E-4	0.004346	0.03637	0.1601	2000	8001
p[26,1]	0.9009	0.0812	0.001012	0.693	0.9223	0.9931	2000	8001
p[26,2]	0.01965	0.02508	2.813E-4	6.108E-4	0.01093	0.08856	2000	8001
p[26,3]	0.0446	0.04559	4.802E-4	0.001971	0.03015	0.1718	2000	8001
p[26,4]	0.03489	0.04029	5.522E-4	0.001258	0.02136	0.1462	2000	8001
p[27,1]	0.8665	0.05825	6.272E-4	0.7305	0.874	0.9564	2000	8001
p[27,2]	0.03393	0.02508	2.698E-4	0.004767	0.02735	0.09887	2000	8001
p[27,3]	0.05319	0.03385	3.207E-4	0.009866	0.04584	0.1365	2000	8001
p[27,4]	0.0464	0.03077	3.341E-4	0.008048	0.0394	0.124	2000	8001
p[28,1]	0.883	0.05185	5.602E-4	0.7634	0.8902	0.9638	2000	8001
p[28,2]	0.07792	0.04044	4.525E-4	0.01918	0.07063	0.1746	2000	8001
p[28,3]	0.0274	0.02202	2.535E-4	0.002895	0.02141	0.08287	2000	8001
p[28,4]	0.01169	0.01219	1.4E-4	7.675E-4	0.00785	0.04445	2000	8001
p[29,1]	0.7536	0.08709	0.001132	0.5623	0.761	0.8987	2000	8001
p[29,2]	0.03414	0.02824	3.965E-4	0.003932	0.02619	0.1078	2000	8001
p[29,3]	0.1698	0.07121	8.445E-4	0.05785	0.1604	0.3307	2000	8001
p[29,4]	0.04245	0.03278	3.549E-4	0.005595	0.03356	0.1281	2000	8001
p[30,1]	0.7999	0.06191	6.688E-4	0.6674	0.8057	0.9047	2000	8001
p[30,2]	0.02283	0.01831	2.274E-4	0.002748	0.01806	0.07132	2000	8001
p[30,3]	0.1586	0.05426	5.52E-4	0.0693	0.1534	0.2766	2000	8001
p[30,4]	0.01861	0.01618	1.832E-4	0.001796	0.01388	0.06187	2000	8001
p[31,1]	0.6825	0.08727	8.424E-4	0.5023	0.6854	0.8414	2000	8001
p[31,2]	0.0357	0.02755	3.004E-4	0.004455	0.02841	0.1099	2000	8001

p[31,3]	0.2462	0.0776	7.531E-4	0.1124	0.2406	0.4116	2000	8001
p[31,4]	0.03558	0.02721	2.773E-4	0.004856	0.02859	0.1083	2000	8001
p[32,1]	0.7193	0.1061	0.001018	0.4894	0.7295	0.8979	2000	8001
p[32,2]	0.03935	0.03452	3.806E-4	0.003567	0.02914	0.1341	2000	8001
p[32,3]	0.2216	0.09302	8.917E-4	0.07211	0.2111	0.4269	2000	8001
p[32,4]	0.01976	0.02138	2.159E-4	0.001098	0.01277	0.07696	2000	8001
p[33,1]	0.8136	0.06484	7.198E-4	0.6713	0.8194	0.9225	2000	8001
p[33,2]	0.01475	0.01386	1.629E-4	0.001244	0.01043	0.05343	2000	8001
p[33,3]	0.117	0.05077	5.663E-4	0.03873	0.1104	0.2361	2000	8001
p[33,4]	0.05462	0.03396	3.661E-4	0.01102	0.04704	0.1388	2000	8001
p[34,1]	0.8801	0.0809	8.685E-4	0.679	0.8982	0.9847	2000	8001
p[34,2]	0.01689	0.02126	2.403E-4	6.832E-4	0.00966	0.07471	2000	8001
p[34,3]	0.07916	0.06109	6.391E-4	0.007738	0.06334	0.2376	2000	8001
p[34,4]	0.02386	0.02766	3.179E-4	0.001107	0.0145	0.1014	2000	8001
p[35,1]	0.5493	0.1007	0.001092	0.3477	0.551	0.7415	2000	8001
p[35,2]	0.04711	0.03451	3.861E-4	0.006841	0.03842	0.1355	2000	8001
p[35,3]	0.3657	0.09405	0.001045	0.1929	0.3626	0.5637	2000	8001
p[35,4]	0.03789	0.03028	2.963E-4	0.004472	0.02962	0.1174	2000	8001
p[36,1]	0.3652	0.09805	0.001169	0.1864	0.3607	0.5633	2000	8001
p[36,2]	0.03582	0.02977	3.371E-4	0.003797	0.02727	0.1161	2000	8001
p[36,3]	0.5827	0.09777	0.001191	0.3897	0.585	0.768	2000	8001
p[36,4]	0.0163	0.01765	2.21E-4	9.372E-4	0.01048	0.06583	2000	8001
p[37,1]	0.7179	0.09837	9.729E-4	0.5077	0.7246	0.889	2000	8001
p[37,2]	0.09266	0.05615	6.602E-4	0.01866	0.08099	0.2304	2000	8001
p[37,3]	0.1403	0.06871	6.693E-4	0.03704	0.13	0.3031	2000	8001
p[37,4]	0.04918	0.03853	3.804E-4	0.006133	0.03914	0.1514	2000	8001
p[38,1]	0.7362	0.06442	7.139E-4	0.6014	0.7401	0.8525	2000	8001
p[38,2]	0.04032	0.02472	3.04E-4	0.00803	0.03522	0.1017	2000	8001
p[38,3]	0.1756	0.05327	5.463E-4	0.08407	0.1713	0.2932	2000	8001
p[38,4]	0.04785	0.02701	3.278E-4	0.01109	0.04273	0.1144	2000	8001
p[39,1]	0.6494	0.1077	0.001183	0.4307	0.6554	0.8381	2000	8001
p[39,2]	0.03132	0.02846	3.748E-4	0.002792	0.02248	0.1078	2000	8001
p[39,3]	0.2986	0.0994	0.001208	0.1277	0.2918	0.5087	2000	8001
p[39,4]	0.02074	0.02181	2.499E-4	0.001341	0.01375	0.08127	2000	8001
p[40,1]	0.6494	0.06133	6.597E-4	0.5257	0.6514	0.7648	2000	8001
p[40,2]	0.04928	0.02553	2.87E-4	0.01326	0.04494	0.1106	2000	8001
p[40,3]	0.2804	0.05679	5.817E-4	0.1749	0.2781	0.3965	2000	8001
p[40,4]	0.02092	0.01506	1.813E-4	0.003084	0.01717	0.05959	2000	8001
p[41,1]	0.7755	0.07268	7.741E-4	0.6179	0.7812	0.8997	2000	8001
p[41,2]	0.06505	0.03802	4.912E-4	0.01292	0.05763	0.1594	2000	8001
p[41,3]	0.1262	0.05385	5.988E-4	0.04397	0.1191	0.2511	2000	8001
p[41,4]	0.03324	0.02536	2.683E-4	0.004521	0.02677	0.101	2000	8001
p[42,1]	0.7756	0.061	7.023E-4	0.6461	0.7808	0.8809	2000	8001
p[42,2]	0.02033	0.01629	1.753E-4	0.002661	0.01589	0.06376	2000	8001
p[42,3]	0.1679	0.05267	5.73E-4	0.07873	0.1627	0.2824	2000	8001
p[42,4]	0.03622	0.02397	2.489E-4	0.006219	0.03078	0.09523	2000	8001
p[43,1]	0.9009	0.04533	5.12E-4	0.7982	0.907	0.97	2000	8001
p[43,2]	0.006881	0.008015	8.541E-5	4.255E-4	0.0043	0.029	2000	8001
p[43,3]	0.03822	0.02582	3.038E-4	0.006078	0.03223	0.1036	2000	8001
p[43,4]	0.05401	0.03156	3.55E-4	0.0112	0.0475	0.1317	2000	8001
p[44,1]	0.9588	0.02111	2.461E-4	0.9092	0.9624	0.9895	2000	8001
p[44,2]	0.001288	0.001916	2.119E-5	4.779E-5	6.499E-4	0.006403	2000	8001
p[44,3]	0.01664	0.0124	1.392E-4	0.002251	0.01347	0.04903	2000	8001
p[44,4]	0.02328	0.01481	1.636E-4	0.00404	0.02013	0.06032	2000	8001
p[45,1]	0.8697	0.06149	6.581E-4	0.7281	0.878	0.9646	2000	8001
p[45,2]	0.01677	0.01676	1.776E-4	0.001281	0.01169	0.06216	2000	8001
p[45,3]	0.06708	0.04075	4.457E-4	0.01227	0.05911	0.1667	2000	8001
p[45,4]	0.04641	0.03336	3.541E-4	0.006304	0.03886	0.13	2000	8001
p[46,1]	0.9105	0.04882	5.299E-4	0.7914	0.9196	0.9791	2000	8001
p[46,2]	0.01815	0.01732	1.874E-4	0.00151	0.01293	0.0654	2000	8001
p[46,3]	0.03769	0.02801	2.817E-4	0.005093	0.03053	0.1106	2000	8001
p[46,4]	0.03371	0.02634	3.153E-4	0.004155	0.02655	0.103	2000	8001
p[47,1]	0.8541	0.05966	7.104E-4	0.7182	0.8617	0.9498	2000	8001
p[47,2]	0.01777	0.01672	1.653E-4	0.001593	0.01263	0.06293	2000	8001
p[47,3]	0.1097	0.05038	6.005E-4	0.03397	0.1026	0.2305	2000	8001
p[47,4]	0.01839	0.0168	2.123E-4	0.001524	0.01328	0.06258	2000	8001
p[48,1]	0.7251	0.1202	0.001416	0.4634	0.7375	0.9196	2000	8001
p[48,2]	0.03446	0.03351	3.891E-4	0.00273	0.02407	0.1273	2000	8001
p[48,3]	0.1546	0.08755	9.575E-4	0.0314	0.1377	0.3653	2000	8001
p[48,4]	0.08576	0.06303	6.858E-4	0.01109	0.0698	0.2521	2000	8001
p[49,1]	0.8633	0.04494	4.678E-4	0.7652	0.8675	0.9384	2000	8001

p[49,2]	0.02873	0.01855	1.928E-4	0.00509	0.02485	0.07659	2000	8001
p[49,3]	0.06256	0.02921	3.311E-4	0.01885	0.05819	0.1312	2000	8001
p[49,4]	0.04538	0.02488	2.7E-4	0.01115	0.04068	0.1049	2000	8001
p[50,1]	0.8731	0.04556	5.806E-4	0.77	0.8779	0.9471	2000	8001
p[50,2]	0.01573	0.01307	1.508E-4	0.001744	0.01209	0.05025	2000	8001
p[50,3]	0.08951	0.03724	4.338E-4	0.03201	0.08458	0.1754	2000	8001
p[50,4]	0.02167	0.01629	1.932E-4	0.002898	0.01738	0.0637	2000	8001
p[51,1]	0.7959	0.04704	5.196E-4	0.6964	0.7982	0.8815	2000	8001
p[51,2]	0.03217	0.01837	2.143E-4	0.007442	0.02848	0.07737	2000	8001
p[51,3]	0.138	0.03889	4.363E-4	0.07057	0.1347	0.2237	2000	8001
p[51,4]	0.03388	0.01909	2.155E-4	0.008144	0.03025	0.08031	2000	8001
p[52,1]	0.7641	0.0779	7.592E-4	0.5945	0.7719	0.8975	2000	8001
p[52,2]	0.02716	0.02269	2.263E-4	0.002918	0.0206	0.08717	2000	8001
p[52,3]	0.1542	0.06224	6.231E-4	0.05461	0.1467	0.2932	2000	8001
p[52,4]	0.05445	0.03679	3.783E-4	0.00903	0.04583	0.1506	2000	8001
p[53,1]	0.9302	0.04017	4.51E-4	0.8334	0.9375	0.9864	2000	8001
p[53,2]	0.008502	0.009615	9.946E-5	4.501E-4	0.005201	0.03519	2000	8001
p[53,3]	0.04523	0.02993	3.206E-4	0.006758	0.03856	0.1187	2000	8001
p[53,4]	0.01604	0.01559	1.792E-4	0.001048	0.01109	0.0592	2000	8001
p[54,1]	0.5163	0.1825	0.002061	0.1683	0.5184	0.8576	2000	8001
p[54,2]	0.07639	0.07033	8.458E-4	0.006022	0.0548	0.2668	2000	8001
p[54,3]	0.1076	0.08946	0.001046	0.009969	0.08265	0.3427	2000	8001
p[54,4]	0.2997	0.1512	0.001925	0.06338	0.2824	0.6393	2000	8001
p[55,1]	0.7434	0.08598	8.916E-4	0.5556	0.7492	0.8902	2000	8001
p[55,2]	0.0182	0.01766	1.958E-4	0.001496	0.01268	0.06629	2000	8001
p[55,3]	0.1846	0.07318	7.788E-4	0.06853	0.1767	0.3522	2000	8001
p[55,4]	0.05381	0.03729	4.856E-4	0.00811	0.0449	0.149	2000	8001
p[56,1]	0.8548	0.06307	7.559E-4	0.7107	0.8637	0.9525	2000	8001
p[56,2]	0.02079	0.01884	2.125E-4	0.001833	0.0152	0.069	2000	8001
p[56,3]	0.07186	0.04188	4.426E-4	0.0148	0.06312	0.1729	2000	8001
p[56,4]	0.05257	0.03504	3.999E-4	0.008797	0.04396	0.1409	2000	8001
sigma[1]	2.439	0.266	0.004342	1.965	2.424	2.998	2000	8001
sigma[2]	0.9233	0.1251	0.001599	0.7135	0.9114	1.196	2000	8001
sigma[3]	0.9067	0.115	0.001519	0.7127	0.8961	1.16	2000	8001
sigma[4]	0.9953	0.1448	0.002151	0.7504	0.9835	1.313	2000	8001
v[1,1]	-2.522	1.106	0.01885	-4.576	-2.57	-0.2913	2000	8001
v[1,2]	-0.1386	0.8769	0.01041	-1.907	-0.1336	1.569	2000	8001
v[1,3]	-0.6589	0.8213	0.009248	-2.331	-0.6421	0.8947	2000	8001
v[1,4]	1.432	0.9445	0.01238	-0.3401	1.401	3.387	2000	8001
v[2,1]	-0.6088	0.8445	0.0132	-2.213	-0.6311	1.077	2000	8001
v[2,2]	-0.4686	0.8274	0.008289	-2.127	-0.4535	1.107	2000	8001
v[2,3]	1.05	0.7311	0.01098	-0.3446	1.032	2.511	2000	8001
v[2,4]	-0.6559	0.8693	0.009616	-2.442	-0.6211	0.9604	2000	8001
v[3,1]	1.162	0.7919	0.01413	-0.3448	1.153	2.73	2000	8001
v[3,2]	1.762E-4	0.7617	0.009547	-1.507	0.0104	1.493	2000	8001
v[3,3]	-0.08474	0.7119	0.008092	-1.489	-0.08419	1.33	2000	8001
v[3,4]	-0.08574	0.7911	0.00828	-1.657	-0.08139	1.44	2000	8001
v[4,1]	0.8376	1.178	0.01717	-1.274	0.7729	3.34	2000	8001
v[4,2]	0.5588	0.8685	0.009835	-1.124	0.5612	2.289	2000	8001
v[4,3]	-0.5288	0.8236	0.01006	-2.226	-0.5241	1.07	2000	8001
v[4,4]	-0.1781	0.9522	0.01146	-2.121	-0.1588	1.652	2000	8001
v[5,1]	-1.352	0.7459	0.01323	-2.799	-1.353	0.1265	2000	8001
v[5,2]	-0.584	0.7975	0.008799	-2.192	-0.5579	0.9188	2000	8001
v[5,3]	0.3342	0.6619	0.008341	-0.9327	0.3292	1.652	2000	8001
v[5,4]	0.4659	0.721	0.008334	-0.9379	0.4653	1.86	2000	8001
v[6,1]	1.58	0.9454	0.01326	-0.1663	1.542	3.529	2000	8001
v[6,2]	0.3404	0.8241	0.009135	-1.285	0.3402	1.978	2000	8001
v[6,3]	-0.2477	0.7645	0.008049	-1.783	-0.2422	1.239	2000	8001
v[6,4]	-0.3589	0.9186	0.01058	-2.284	-0.3238	1.371	2000	8001
v[7,1]	-1.867	0.8493	0.01362	-3.497	-1.874	-0.1728	2000	8001
v[7,2]	-0.4807	0.8222	0.009749	-2.148	-0.4683	1.087	2000	8001
v[7,3]	0.7024	0.7126	0.008452	-0.6608	0.6867	2.167	2000	8001
v[7,4]	0.01768	0.8053	0.009308	-1.593	0.03228	1.554	2000	8001
v[8,1]	-0.8142	1.028	0.01559	-2.698	-0.8607	1.332	2000	8001
v[8,2]	-0.2157	0.8609	0.01093	-1.977	-0.2061	1.442	2000	8001
v[8,3]	-0.6435	0.8008	0.008577	-2.279	-0.622	0.8989	2000	8001
v[8,4]	1.166	0.891	0.008774	-0.5487	1.15	2.949	2000	8001
v[9,1]	1.347	1.134	0.01307	-0.7121	1.285	3.714	2000	8001
v[9,2]	-0.1961	0.8878	0.01004	-1.999	-0.1739	1.5	2000	8001
v[9,3]	-0.5027	0.8321	0.008803	-2.201	-0.4898	1.076	2000	8001
v[9,4]	0.6066	0.9115	0.01013	-1.127	0.5932	2.397	2000	8001

v[10,1]	-1.71	0.8677	0.0148	-3.381	-1.729	0.03551	2000	8001
v[10,2]	0.7283	0.788	0.009143	-0.8201	0.7171	2.293	2000	8001
v[10,3]	-0.6587	0.7592	0.009368	-2.177	-0.6619	0.8375	2000	8001
v[10,4]	0.1957	0.8408	0.009672	-1.523	0.202	1.826	2000	8001
v[11,1]	-1.995	0.7952	0.01499	-3.541	-2.003	-0.434	2000	8001
v[11,2]	0.3953	0.7337	0.007617	-1.04	0.3927	1.825	2000	8001
v[11,3]	-0.3956	0.6838	0.007544	-1.75	-0.3984	0.9433	2000	8001
v[11,4]	0.3651	0.7692	0.009822	-1.175	0.3682	1.865	2000	8001
v[12,1]	1.066	1.151	0.01529	-1.007	0.9946	3.568	2000	8001
v[12,2]	-0.1929	0.8784	0.009553	-1.976	-0.181	1.521	2000	8001
v[12,3]	-0.4956	0.8336	0.00924	-2.163	-0.4946	1.151	2000	8001
v[12,4]	0.6655	0.917	0.01087	-1.063	0.6549	2.506	2000	8001
v[13,1]	-4.267	0.7354	0.0174	-5.713	-4.269	-2.813	2000	8001
v[13,2]	-0.2271	0.69	0.0097	-1.57	-0.2261	1.138	2000	8001
v[13,3]	-0.1545	0.6388	0.01029	-1.419	-0.1538	1.121	2000	8001
v[13,4]	1.138	0.7055	0.0113	-0.2038	1.136	2.569	2000	8001
v[14,1]	0.3833	0.8735	0.01403	-1.253	0.3544	2.169	2000	8001
v[14,2]	-0.3797	0.8303	0.009303	-2.056	-0.3596	1.189	2000	8001
v[14,3]	-0.4105	0.7612	0.008695	-1.947	-0.4039	1.072	2000	8001
v[14,4]	0.8806	0.8194	0.009405	-0.6919	0.8615	2.517	2000	8001
v[15,1]	4.083	0.871	0.01327	2.415	4.074	5.842	2000	8001
v[15,2]	-0.1076	0.7728	0.006614	-1.692	-0.09777	1.376	2000	8001
v[15,3]	0.05121	0.7477	0.009366	-1.426	0.05477	1.499	2000	8001
v[15,4]	-0.639	0.8779	0.00933	-2.479	-0.6095	0.9987	2000	8001
v[16,1]	3.305	0.7847	0.01337	1.801	3.294	4.863	2000	8001
v[16,2]	0.2077	0.6946	0.008366	-1.144	0.208	1.573	2000	8001
v[16,3]	0.06897	0.6876	0.007763	-1.289	0.05952	1.414	2000	8001
v[16,4]	-0.8682	0.8141	0.008865	-2.525	-0.8318	0.6358	2000	8001
v[17,1]	-0.1481	0.8593	0.01486	-1.797	-0.1709	1.607	2000	8001
v[17,2]	-0.5118	0.8315	0.009249	-2.21	-0.4841	1.042	2000	8001
v[17,3]	0.8466	0.743	0.009202	-0.5624	0.8304	2.332	2000	8001
v[17,4]	-0.4218	0.8896	0.008924	-2.236	-0.3935	1.245	2000	8001
v[18,1]	-1.43	0.7268	0.01388	-2.843	-1.434	-0.006615	2000	8001
v[18,2]	0.04651	0.694	0.007702	-1.336	0.05857	1.392	2000	8001
v[18,3]	-0.05571	0.6555	0.008318	-1.333	-0.05957	1.24	2000	8001
v[18,4]	0.2415	0.7279	0.00849	-1.232	0.2514	1.648	2000	8001
v[19,1]	-0.1676	0.7257	0.01377	-1.581	-0.1676	1.268	2000	8001
v[19,2]	0.3143	0.6861	0.007679	-1.088	0.3141	1.673	2000	8001
v[19,3]	0.03097	0.6495	0.007445	-1.223	0.02172	1.326	2000	8001
v[19,4]	-0.3755	0.7642	0.00857	-1.944	-0.3468	1.08	2000	8001
v[20,1]	3.219	0.8806	0.01305	1.563	3.199	5.005	2000	8001
v[20,2]	-0.5293	0.8087	0.007402	-2.206	-0.5112	1.003	2000	8001
v[20,3]	-0.3103	0.7451	0.00837	-1.772	-0.3016	1.129	2000	8001
v[20,4]	0.4548	0.7869	0.008525	-1.08	0.4574	1.983	2000	8001
v[21,1]	3.052	0.7734	0.01323	1.531	3.053	4.606	2000	8001
v[21,2]	-0.01186	0.6737	0.008144	-1.361	0.002149	1.272	2000	8001
v[21,3]	-0.1734	0.6721	0.007832	-1.487	-0.1722	1.136	2000	8001
v[21,4]	-0.304	0.7233	0.008629	-1.714	-0.2971	1.133	2000	8001
v[22,1]	5.293	1.046	0.01527	3.385	5.23	7.494	2000	8001
v[22,2]	-0.3472	0.8446	0.009491	-2.067	-0.3181	1.291	2000	8001
v[22,3]	-0.5382	0.8199	0.008238	-2.217	-0.5291	1.077	2000	8001
v[22,4]	0.128	0.8577	0.009486	-1.558	0.1348	1.792	2000	8001
v[23,1]	1.775	0.7565	0.01352	0.2985	1.779	3.251	2000	8001
v[23,2]	0.04476	0.7092	0.007145	-1.378	0.05205	1.425	2000	8001
v[23,3]	-0.4091	0.6863	0.008408	-1.785	-0.402	0.9223	2000	8001
v[23,4]	0.1828	0.7351	0.007737	-1.286	0.193	1.59	2000	8001
v[24,1]	1.292	0.8064	0.01157	-0.2932	1.286	2.871	2000	8001
v[24,2]	-0.7216	0.7917	0.008909	-2.363	-0.7015	0.7769	2000	8001
v[24,3]	0.1658	0.6881	0.007942	-1.157	0.1671	1.529	2000	8001
v[24,4]	0.4157	0.7642	0.009138	-1.08	0.4092	1.928	2000	8001
v[25,1]	3.158	0.9236	0.01339	1.405	3.126	5.009	2000	8001
v[25,2]	-0.6284	0.8021	0.009079	-2.296	-0.5997	0.8795	2000	8001
v[25,3]	0.7028	0.7477	0.00873	-0.7581	0.6952	2.219	2000	8001
v[25,4]	-0.623	0.8658	0.009801	-2.423	-0.5967	1.014	2000	8001
v[26,1]	0.5247	1.176	0.0166	-1.596	0.4578	3.044	2000	8001
v[26,2]	-0.1928	0.8835	0.009827	-1.956	-0.1699	1.523	2000	8001
v[26,3]	-0.4221	0.8331	0.00854	-2.055	-0.4131	1.189	2000	8001
v[26,4]	0.6392	0.9341	0.009911	-1.197	0.6381	2.518	2000	8001
v[27,1]	1.699	0.8059	0.01298	0.167	1.687	3.31	2000	8001
v[27,2]	-0.09023	0.7655	0.008051	-1.651	-0.07244	1.387	2000	8001
v[27,3]	-0.5999	0.7294	0.00691	-2.038	-0.5834	0.8152	2000	8001

v[27,4]	0.506	0.7672	0.007782	-0.9793	0.4968	2.016	2000	8001
v[28,1]	0.8	0.8871	0.01452	-0.9022	0.7723	2.629	2000	8001
v[28,2]	1.039	0.7681	0.009313	-0.4045	1.026	2.589	2000	8001
v[28,3]	-0.7809	0.7977	0.009031	-2.392	-0.777	0.7713	2000	8001
v[28,4]	-0.4155	0.8906	0.00947	-2.213	-0.3954	1.276	2000	8001
v[29,1]	-1.848	0.8126	0.01399	-3.437	-1.859	-0.2156	2000	8001
v[29,2]	0.1786	0.7818	0.009782	-1.401	0.2027	1.656	2000	8001
v[29,3]	0.0796	0.7042	0.006943	-1.293	0.07478	1.492	2000	8001
v[29,4]	0.03097	0.8012	0.008796	-1.596	0.04221	1.581	2000	8001
v[30,1]	0.1624	0.7843	0.01393	-1.359	0.1479	1.765	2000	8001
v[30,2]	0.04901	0.7614	0.009448	-1.46	0.0622	1.525	2000	8001
v[30,3]	0.5182	0.7028	0.009068	-0.8362	0.503	1.939	2000	8001
v[30,4]	-0.725	0.8454	0.009449	-2.512	-0.6832	0.8443	2000	8001
v[31,1]	-2.67	0.8062	0.01656	-4.221	-2.676	-1.072	2000	8001
v[31,2]	0.05539	0.7671	0.00913	-1.446	0.07299	1.547	2000	8001
v[31,3]	0.3091	0.6958	0.009954	-1.05	0.3069	1.688	2000	8001
v[31,4]	0.03991	0.7982	0.009219	-1.54	0.04581	1.557	2000	8001
v[32,1]	-2.908	0.9268	0.01581	-4.701	-2.917	-1.073	2000	8001
v[32,2]	0.3202	0.8167	0.009523	-1.301	0.3251	1.919	2000	8001
v[32,3]	0.3654	0.7571	0.008111	-1.089	0.348	1.894	2000	8001
v[32,4]	-0.3179	0.9101	0.009937	-2.202	-0.2861	1.419	2000	8001
v[33,1]	-2.726	0.8192	0.01713	-4.342	-2.72	-1.116	2000	8001
v[33,2]	-0.4472	0.8261	0.008475	-2.159	-0.4142	1.125	2000	8001
v[33,3]	-0.05504	0.7077	0.00895	-1.442	-0.0625	1.331	2000	8001
v[33,4]	1.078	0.777	0.01094	-0.4434	1.073	2.645	2000	8001
v[34,1]	-1.978	1.073	0.01624	-3.974	-2.018	0.2761	2000	8001
v[34,2]	-0.2098	0.8738	0.009729	-1.997	-0.1812	1.471	2000	8001
v[34,3]	-0.07472	0.8091	0.00847	-1.666	-0.06639	1.517	2000	8001
v[34,4]	0.6696	0.9234	0.01102	-1.119	0.6615	2.531	2000	8001
v[35,1]	-3.701	0.8259	0.01603	-5.318	-3.709	-2.096	2000	8001
v[35,2]	-0.07491	0.7591	0.008831	-1.595	-0.07371	1.414	2000	8001
v[35,3]	0.4709	0.6908	0.008379	-0.8651	0.4622	1.844	2000	8001
v[35,4]	0.1345	0.8158	0.008659	-1.501	0.1423	1.715	2000	8001
v[36,1]	-6.172	0.9797	0.01988	-8.091	-6.181	-4.245	2000	8001
v[36,2]	0.1759	0.7912	0.009751	-1.378	0.1827	1.704	2000	8001
v[36,3]	0.9761	0.7545	0.009993	-0.4652	0.963	2.511	2000	8001
v[36,4]	-0.3561	0.9052	0.01062	-2.19	-0.3338	1.335	2000	8001
v[37,1]	-3.908	0.8282	0.01426	-5.532	-3.918	-2.255	2000	8001
v[37,2]	1.062	0.752	0.008213	-0.3764	1.049	2.591	2000	8001
v[37,3]	-0.53	0.714	0.007018	-1.954	-0.5244	0.8578	2000	8001
v[37,4]	0.07511	0.8222	0.008045	-1.545	0.0876	1.65	2000	8001
v[38,1]	-0.5946	0.7234	0.01495	-2.015	-0.5922	0.8061	2000	8001
v[38,2]	0.1233	0.7057	0.008646	-1.295	0.1427	1.499	2000	8001
v[38,3]	0.06494	0.6439	0.009415	-1.203	0.06308	1.327	2000	8001
v[38,4]	-0.1789	0.7055	0.009911	-1.626	-0.1703	1.145	2000	8001
v[39,1]	-4.129	0.911	0.0168	-5.898	-4.135	-2.293	2000	8001
v[39,2]	0.3673	0.8115	0.008419	-1.213	0.3636	1.958	2000	8001
v[39,3]	0.5501	0.7517	0.009333	-0.8926	0.5286	2.072	2000	8001
v[39,4]	-0.3564	0.8899	0.01029	-2.177	-0.3352	1.332	2000	8001
v[40,1]	-3.545	0.7517	0.01765	-5.012	-3.546	-2.064	2000	8001
v[40,2]	0.1184	0.6907	0.00962	-1.251	0.1218	1.469	2000	8001
v[40,3]	0.599	0.6506	0.01036	-0.6654	0.5981	1.888	2000	8001
v[40,4]	-0.1919	0.7742	0.008473	-1.769	-0.1768	1.293	2000	8001
v[41,1]	-0.3734	0.795	0.01296	-1.903	-0.3882	1.203	2000	8001
v[41,2]	-0.002851	0.7243	0.008392	-1.431	-0.002933	1.395	2000	8001
v[41,3]	0.08967	0.6831	0.008113	-1.218	0.08626	1.443	2000	8001
v[41,4]	-0.05236	0.7899	0.009028	-1.659	-0.04346	1.447	2000	8001
v[42,1]	-0.3836	0.7769	0.01451	-1.89	-0.3926	1.145	2000	8001
v[42,2]	0.07438	0.7652	0.007796	-1.456	0.08561	1.54	2000	8001
v[42,3]	0.4425	0.6852	0.008933	-0.8754	0.4325	1.786	2000	8001
v[42,4]	-0.5847	0.7647	0.009004	-2.136	-0.5796	0.8602	2000	8001
v[43,1]	-0.0735	0.8903	0.0127	-1.751	-0.08857	1.715	2000	8001
v[43,2]	-0.2573	0.8597	0.008197	-1.952	-0.238	1.396	2000	8001
v[43,3]	-0.4139	0.76	0.008174	-1.929	-0.3965	1.061	2000	8001
v[43,4]	0.7953	0.7957	0.008715	-0.7308	0.7869	2.389	2000	8001
v[44,1]	-2.649	0.9997	0.01727	-4.553	-2.649	-0.6638	2000	8001
v[44,2]	-0.08791	0.9079	0.01059	-1.874	-0.0825	1.715	2000	8001
v[44,3]	-0.3715	0.7822	0.01143	-1.925	-0.3653	1.145	2000	8001
v[44,4]	0.9562	0.8504	0.012	-0.6408	0.9364	2.673	2000	8001
v[45,1]	3.736	0.92	0.01485	1.962	3.719	5.605	2000	8001
v[45,2]	-0.4138	0.8256	0.008937	-2.111	-0.3827	1.123	2000	8001

v[45,3]	0.12	0.7476	0.008539	-1.316	0.1114	1.608	2000	8001
v[45,4]	-0.2887	0.8026	0.009384	-1.89	-0.2743	1.252	2000	8001
v[46,1]	5.087	0.9368	0.01439	3.307	5.073	6.979	2000	8001
v[46,2]	-0.5013	0.8158	0.009804	-2.149	-0.4808	1.068	2000	8001
v[46,3]	-0.1903	0.7633	0.008579	-1.722	-0.1885	1.316	2000	8001
v[46,4]	-0.09019	0.8239	0.008859	-1.731	-0.08851	1.521	2000	8001
v[47,1]	-1.071	0.8544	0.01487	-2.691	-1.099	0.656	2000	8001
v[47,2]	0.3653	0.814	0.006931	-1.22	0.3579	1.971	2000	8001
v[47,3]	0.3116	0.7432	0.00961	-1.105	0.3016	1.832	2000	8001
v[47,4]	-0.5841	0.8624	0.009549	-2.347	-0.5539	1.041	2000	8001
v[48,1]	1.893	0.9231	0.01459	0.1298	1.879	3.738	2000	8001
v[48,2]	-0.3712	0.8338	0.01009	-2.044	-0.3461	1.203	2000	8001
v[48,3]	0.09573	0.7571	0.007724	-1.404	0.1058	1.605	2000	8001
v[48,4]	-0.02053	0.8145	0.008325	-1.654	-0.008367	1.549	2000	8001
v[49,1]	-1.838	0.7667	0.01448	-3.344	-1.846	-0.3366	2000	8001
v[49,2]	0.3231	0.7388	0.008224	-1.171	0.3268	1.773	2000	8001
v[49,3]	-0.4018	0.6779	0.00881	-1.734	-0.3986	0.9164	2000	8001
v[49,4]	0.4463	0.734	0.009728	-0.9895	0.4344	1.885	2000	8001
v[50,1]	-2.173	0.8096	0.0147	-3.772	-2.179	-0.5348	2000	8001
v[50,2]	0.1507	0.7901	0.008835	-1.425	0.1608	1.683	2000	8001
v[50,3]	0.2563	0.6976	0.007493	-1.094	0.2559	1.639	2000	8001
v[50,4]	-0.1248	0.799	0.009753	-1.71	-0.1286	1.433	2000	8001
v[51,1]	0.3622	0.7209	0.01451	-1.006	0.3516	1.802	2000	8001
v[51,2]	-0.2146	0.6905	0.007959	-1.556	-0.1997	1.117	2000	8001
v[51,3]	0.3762	0.6395	0.008319	-0.8561	0.3718	1.622	2000	8001
v[51,4]	-0.3085	0.7074	0.008548	-1.708	-0.3041	1.081	2000	8001
v[52,1]	3.685	0.845	0.01383	2.063	3.66	5.385	2000	8001
v[52,2]	-0.6278	0.8067	0.009625	-2.24	-0.6027	0.898	2000	8001
v[52,3]	0.5148	0.7123	0.00861	-0.8611	0.5167	1.931	2000	8001
v[52,4]	-0.513	0.7728	0.008995	-2.064	-0.5058	0.9872	2000	8001
v[53,1]	2.996	0.9581	0.01325	1.21	2.963	4.998	2000	8001
v[53,2]	-0.2657	0.8565	0.01024	-1.962	-0.2542	1.349	2000	8001
v[53,3]	0.2788	0.7823	0.008295	-1.236	0.2816	1.83	2000	8001
v[53,4]	-0.5652	0.8791	0.01155	-2.342	-0.5251	1.095	2000	8001
v[54,1]	5.35	1.142	0.0165	3.081	5.333	7.569	2000	8001
v[54,2]	-0.3929	0.8458	0.009442	-2.061	-0.3739	1.22	2000	8001
v[54,3]	-0.5279	0.817	0.01035	-2.16	-0.5168	1.042	2000	8001
v[54,4]	0.1829	0.8286	0.008675	-1.436	0.1775	1.811	2000	8001
v[55,1]	0.8175	0.8445	0.01491	-0.772	0.7898	2.513	2000	8001
v[55,2]	-0.3872	0.826	0.008931	-2.089	-0.3578	1.182	2000	8001
v[55,3]	0.4786	0.7191	0.008624	-0.9102	0.466	1.942	2000	8001
v[55,4]	-0.3076	0.7938	0.009949	-1.923	-0.2898	1.231	2000	8001
v[56,1]	1.114	0.8251	0.01296	-0.4645	1.103	2.773	2000	8001
v[56,2]	-0.5241	0.8133	0.008491	-2.144	-0.5084	1.02	2000	8001
v[56,3]	-0.04588	0.7296	0.007746	-1.465	-0.05397	1.397	2000	8001
v[56,4]	0.4626	0.7787	0.008443	-1.107	0.4662	1.998	2000	8001

BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Samarinda pada tanggal 26 Maret 1983 dan putri pertama dari pasangan suami istri Bapak Masruchin dan Ibu Widiyaningsih. Saat ini penulis telah berkeluarga dengan suami bernama Anang Subhan Efendi dan telah dikaruniai dengan tiga putri Kayla Nashita Efendi, Kaysa Tiara Efendi dan Janeeta Rahmatulhaniya Efendi.

Riwayat pendidikan penulis diawali dari SDN 010 Samarinda Ulu (1988-1994), SMPN 1 Samarinda (1994-1997), SMUN 3 Samarinda (1997-2000) dan Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (2000-2004) jurusan Statistik Sosial Kependudukan. Setelah menamatkan pendidikan D-IV STIS, penulis ditugaskan bekerja pada BPS Kota Samarinda Provinsi Kalimantan Timur. Pada tahun 2013, penulis dipercaya menjabat sebagai Kepala Seksi Neraca Wilayah dan Analisis Statistik di BPS Kabupaten Kutai Kartanegara, Provinsi Kalimantan Timur. Pada tahun 2015, penulis memperoleh kesempatan untuk mendapatkan beasiswa dari BPS untuk melanjutkan studi S2 pada Jurusan Statistika Fakultas MIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Pembaca yang ingin memberikan kritik, saran dan pertanyaan mengenai penelitian ini dapat menghubungi penulis melalui email ika.ayu@bps.go.id.